الجمهورية العربية السورية
جامعة حلب
كلية الهندسة الكهربائية والإلكترونية
قسم هندسة الحواسيب



خوارزمية ذكاء صنعي جديدة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية

A Novel Artificial Intelligence Algorithm For Job Shop Scheduling Problem

رسالة أعدت لنيل درجة الدكتوراه في هندسة الحواسيب

إعداد

المهندس محمد كردي

بإشراف

الدكتور يحيى نجار

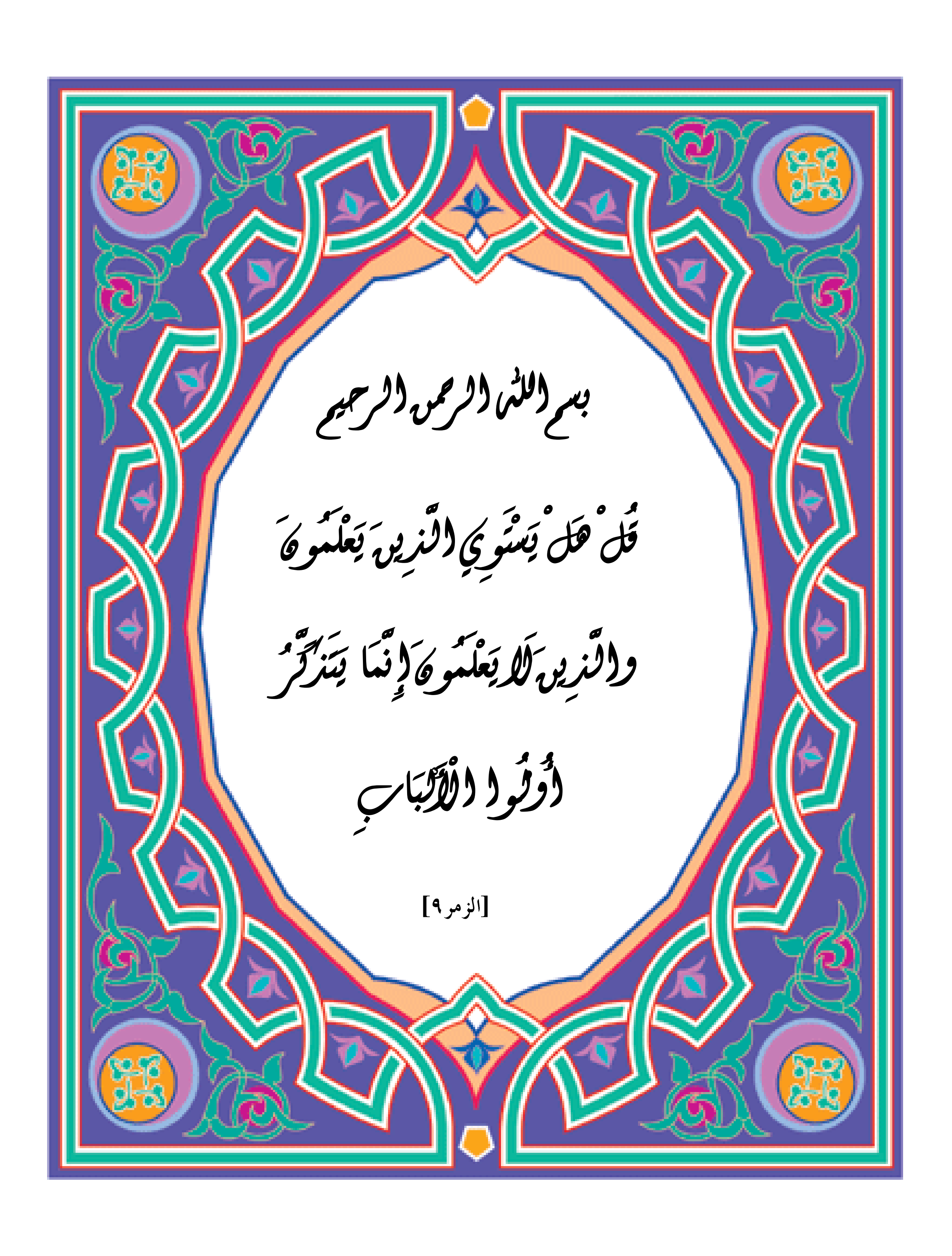
أستاذ في كلية الهندسة الكهربائية والإلكترونية
نائب عميد كلية الهندسة المعلوماتية
جامعة حلب

المشرف المشارك

الدكتور أيمن حمادة

أستاذ مساعد في كلية الهندسة المعلوماتية
جامعة حلب

٢٠١١


بسم الله الرحمن الرحيم
قُلْ هَلْ يَسْتَوِي الَّذِينَ يَعْلَمُونَ
وَالَّذِينَ لَا يَعْلَمُونَ إِنَّمَا يَتَذَكَّرُ
أُولُوا الْأَلْبَابِ
[الزمر ٩]

تصريح

أصرح بأن هذا البحث بعنوان

خوارزمية ذكاء صنعي جديدة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية

A Novel Artificial Intelligence Algorithm For Job Shop Scheduling Problem

لم يسبق أن قبل للحصول على أية شهادة

ولا هو مقدم حالياً للحصول على أي شهادة أخرى.

المرشح

المهندس محمد كردي

Declaration

I hereby certify that this work

خوارزمية ذكاء صنعي جديدة لحل مسألة جدولة

الأعمال الصناعية

A Novel Artificial Intelligence Algorithm For Job Shop Scheduling Problem

Has not been accepted for any degree

And is not being submitted for any other degree.

Candidate

Eng. Mohamed Kurdi

شهادة

نشهد بأن البحث المقدم في هذه الرسالة هو نتيجة بحث علمي قام به المرشح المهندس محمد كردي بإشراف الدكتور يحيى نجار (المشرف الرئيسي) الأستاذ في كلية الهندسة الكهربائية والإلكترونية في جامعة حلب، والدكتور أيمن حمادة (المشرف المشارك) الأستاذ المساعد في كلية الهندسة المعلوماتية في جامعة حلب، وأن أي مراجع أخرى ذكرت في هذا العمل موثقة في نص الرسالة.

المرشح	المشرف الرئيسي	المشرف المشارك
م. محمد كردي	د. يحيى نجار	د. أيمن حمادة

Testimony

We witness that the described work in this treatise is the result of scientific research conducted by candidate Eng. Mohamed Kurdi under the supervision of Dr. Yahya Najjar (main supervisor) professor at the Computer Engineering Department in faculty of Electronics and Electrical Engineering in Aleppo University, and Dr. Ayman Hamada (assistance supervisor) at the Artificial Intelligence Department in faculty of Informatics Engineering in Aleppo University, And any other references mentioned in this work are documented in this text of the treatise.

Candidate	Main Supervisor	Assistance Supervisor
Eng. Mohamed Kurdi	Dr. Yahya Najjar	Dr. Ayman Hamada



يتوجه الباحث بالحمد والشكر لله سبحانه وتعالى الذي أمدّه بعونه وتوفيقه على إنجاز هذا البحث، ثم يتوجه بالشكر والامتنان للأستاذ الدكتور يحيى نجار المشرف الرئيسي لهذا البحث وللأستاذ المساعد الدكتور أيمن حمادة المشرف المشارك له، على مساعدتهما ودعمهما له طيلة فترة البحث وعلى كرمهما عليه بالوقت والعلم، حيث كانت لتوجيهاتهما السديدة وملاحظاتهما القيّمة الأثر الأكبر في إتمام البحث على هذه الصورة .. فلهما منه خالص الدعاء وأن يبارك الله في علمهما وخلقهما .. ويجزيهما عنّه خير الجزاء.

كما يود الباحث شكر السادة أعضاء لجنة الحكم على هذه الرسالة، على تفضّلهم بقبول الاشتراك في لجنة المناقشة والحكم على الرسالة .. وإثراء البحث بنصائحهم وإرشاداتهم الثمينة.

وأيضاً لا يفوت الباحث شكر جميع أعضاء قسم هندسة الحواسيب في كلية الهندسة الكهربائية والالكترونية على ملاحظاتهم المنيرة.

وأخيراً .. إلى كل من قدم إليه معروفاً .. وأسدى إليه جميلاً .. يسأل الباحث الله العليّ القدير أن تكون جهود هؤلاء وخدماتهم في ميزان حسناتهم .. وأن يجعل عمله هذا مقبولاً ونافعاً.

ملخص البحث

تُعدّ مسألة جدولة الأعمال الصناعية NP-Hard من حيث درجة التعقيد، وتُعتبر من أهم المسائل في كلٍ من: إدارة الإنتاج (الهندسة الصناعية) Production Management (Industrial Engineering) ومسائل الأمثلة التوافقية Combinatorial Optimization Problems.

استخدم الباحثون الأوائل في هذه المسألة الطرق التامة Exact Methods لحلها، مثل طريقة فرّع وقيّد Branch and Bound التي أثبتت نجاحها آنذاك في إيجاد الحل الأمثل لبعض المسائل ذات الحجم الصغير، ولكنها لم تستطع حل المسائل ذات الحجم الأكبر في أزمنة مقبولة عملياً (ساعات، أيام، أسابيع)، مما دفع الباحثين إلى تطبيق الطرق التقريبية Approximation Methods التي لا تضمن الوصول إلى الحل الأمثل، ولكن هناك احتمال كبير في الوصول إلى حل قريب من الحل الأمثل في أزمنة مقبولة عملياً.

في بداية الأمر اقتصرت الطرق التقريبية على طرق الاجتهادية Heuristics Methods، مثل: خوارزمية GT Algorithm GT، خوارزمية إزاحة عنق الزجاجة Shifting Bottleneck Algorithm، امتازت تلك الطرق بسهولة الصياغة بيد أنّ الحلول الناتجة كانت متواضعة، وهذا ما دفع العلماء إلى تطبيق طرق ما بعد الاجتهادية Meta Heuristics Methods مثل: الخوارزمية الجينية Genetic Algorithm، البحث المُحرّم Tabu Search، محاكاة التلدين Simulated Annealing.

عانت طرق ما بعد الاجتهادية من صعوبة الصياغة والمعايرة، ولكنها امتازت بقدرتها على استكشاف فضاء البحث Search Space بطرق أذكى من الطرق السابقة؛ ولذلك أعطت حلولاً أفضل.

رغم ما حققته خوارزميات ما بعد الاجتهادية من تفوّق، لم تتمكّن أيّة خوارزمية من تحقيق النتائج المرجوة، ربّما بسبب أنّ لكل منها نقاط ضعف خاصة بها؛ ولهذا السبب اتجه الباحثون في الآونة الأخيرة إلى تطوير الخوارزميات المهجّنة؛ لتوحيد نقاط القوة فيما بينها، من أجل الوصول إلى حلول أفضل.

في هذا البحث قمنا ببناء خوارزمية مهجّنة جديدة تسعى لتوحيد نقاط القوة للخوارزميات الثلاث التالية: الجينية، البحث المُحرّم، محاكاة التلدين.

تعتمد الخوارزمية المقترحة على فكرة أساسية جديدة، وهي: تقسيم المجتمع في الخوارزمية الجينية إلى ثلاثة مجتمعات فرعية، يتم تطويرها بطرق مختلفة، ومن ثم السماح بهجرة الأفراد بين هذه المجتمعات.

أظهرت النتائج أنّ الخوارزمية المقترحة قد تفوقت على الخوارزميات الأخرى المذكورة بمختلف المعايير المشهورة، ولذلك يمكن اعتبارها خوارزمية جديدة فعّالة في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية.

﴿الأبحاث المنشورة﴾

١- **نجّار** يحيى، **حمادة** أيمن، **كردي** محمد، **٢٠٠٩** - خوارزمية جينية بإجرائية فك ترميز جديدة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية. *مجلة بحوث جامعة حلب*، سلسلة العلوم الهندسية، العدد ٧٦.

٢- **نجّار** يحيى، **حمادة** أيمن، **كردي** محمد، **٢٠١٠** - تهجين خوارزمية جينية تفرّعية مع خوارزميتي البحث المُحرّم ومحاكاة التلدين لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية. *مجلة بحوث جامعة حلب* ، سلسلة العلوم الهندسية، العدد ٨٩.

فهرس المحتويات

فهرس الأشكال

فهرس الجداول



الفصل الأول

مقدمة

١- مقدمة:

إنّ جزءاً كبيراً مما كتب في مجال بحوث العمليات منذ أوائل الخمسينيات تناول موضوع الجدولة Scheduling، حيث أنّ الغرض من عملية الجدولة هو التوزيع الفعّال للمصادر Resources المشتركة عبر الزمن بين الفعّاليات Activities المتنافسة.

تنتمي مسألة الجدولة إلى الفئة NP-Hard من حيث درجة التعقيد، وتُعتبر واحدة من أكثر مسائل الأمثلة التوافقية صعوبةً حتى وقتنا الحاضر، تمتد مسألة الجدولة لتشمل تطبيقات عديدة مثل جداول مواعيد وسائل النقل (القطارات، الطائرات)، جدولة المعالج متعدد المهام، جدولة خطوط الإنتاج (نظام التجميع) في المصانع.

بما أننا نُركّز في بحثنا هذا على مسألة الجدولة في بيئة الآلات و التصنيع فإنّه من الأوضح أن نتبنى مصطلحات التصنيع حيث تتمثّل الفعّاليات بالأعمال الصناعية (أو بالمنتجات)، وتتمثّل المصادر المشتركة بالآلات؛ لنحصل على مسألة جدولة الأعمال الصناعية Job Shop Scheduling Problem، التي تُعدّ الأصعب في عائلة مسائل الجدولة و إحدى أهم مواضيع البحث في مجال التصنيع.

من الجدير بالذكر أنّ العيّنة Ft١٠ من مسألة جدولة الأعمال الصناعية المعرّفة في عام ١٩٦٣، والمؤلفَة من ١٠ آلات و ١٠ أعمال يجب معالجتها على هذه الآلات، بقيت بدون حل وموضع تحدٍ لأكثر من ٢٠ سنة.

إنّ هذه الصعوبة في التطرق للمسألة و دورها الأساسي في سوق التجارة التنافسي في زيادة الإنتاج وتوفير الوقت والمال و بالتالي زيادة الربح جعلها محور اهتمام و مجال بحث للكثير من الباحثين.

نقوم في بحثنا هذا بتطبيق خوارزميات الذكاء الصنعي في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية، لكونها من أهم وأحدث خوارزميات عصرنا الحالي التي أثبتت نجاحها في حل مسائل الأمثلة (أو إيجاد الحل الأمثل) التوافقية، ومن ثم التهجين فيما بينها للحصول على خوارزمية مهجّنة جديدة آملين أن تكون أفضل.

١-١- الدافع إلى البحث:

تأتي أهميّة هذه المسألة عملياً باعتبارها من أكثر المسائل مرونةً في محاكاة بيئات التصنيع، أما نظرياً فتُعدّ من أكثر المسائل صعوبةً وتعقيداً، ولهذا اعتبرها العديد من الباحثين مقياساً لأداء الخوارزميات في مجال مسائل الأمثلة التوافقية [١].

١-٢- الهدف من البحث:

دراسة و فهم مسألة جدولة الأعمال الصناعية، ومن ثم دراسة طرق الذكاء الصنعي السابقة المتبعة في الحل وفهم نقاط ضعفها وقوتها؛ من أجل اختيار الطرق الأنسب منها لحل هذه المسألة، بعد ذلك سيتم تهجين الطرق المختارة؛ لتوحيد نقاط القوة بينها وإضافة ملامح جديدة تزيد من مردود الخوارزميات؛ للحصول على خوارزمية جديدة أملاً بالوصول إلى حلول أفضل و إغناء هذا المجال بمعارف وأفكار أو طرق جديدة تعود بالفائدة على البحث في هذا المجال.

١-٣- هيكلية الأطروحة:

تتألف الأطروحة من سبعة فصول مرتبة بالشكل التالي:

الفصل الأول: فيه نتكلم عن الدافع إلى البحث، الهدف منه، وهيكلية الأطروحة.

الفصل الثاني: نتكلم فيه عن تعريف مسألة الجدولة، المسألة الأم لمسألة جدولة الأعمال الصناعية، حيث نقوم في البداية بتعريف مسألة الجدولة ودرجة تعقيدها، ومن ثم نتكلم عن مجالات تطبيقاتها، فيما بعد سنقوم بتصنيف شامل لمسائل الجدولة وفقاً لثلاثة معايير، وهي: مميزات العمل، بيئة الآلات، معيار الأمثلية، وسنقوم بتحديد موقع مسألة جدولة الأعمال الصناعية ضمن هذه العائلة والفروقات بينها وبين المسائل الأخرى.

ثم سنقوم بتعريف مسألة جدولة الأعمال الصناعية بشكل مُفصّل، وأنواع الحلول الموجودة لهذه المسألة والفروق بين هذه الحلول والعلاقة الهرمية بينها، من ثم سنقوم بالتعرف على قيود المسألة، وطرق تمثيلها التي

تضم: المصفوفات، والمخطط المتقطع، ومخطط غانت Gantt، يليه التطرق إلى درجة تعقيد المسألة ومدى صعوبتها.

الفصل الثالث: نقوم فيه باستعراض طرق الحل المعروفة والمستخدمة في هذه المسألة، والتي تضم: الطرق التامة، والطرق التقريبية التي بدورها تضم الطرق الاجتهادية والطرق ما بعد الاجتهادية.

من ثم سنقوم بشرح الطرق الاجتهادية التي تضم الطرق البنّاءة والطرق المحلّية، وسنقوم أيضاً بشرح الطرق ما بعد الاجتهادية التي بدورها تضم خوارزميات مبنية على مجتمع من الأفراد، وخوارزميات مبنية على فرد واحد.

في نهاية الفصل سنقوم بتلخيص استنتاجاتنا من الاستعراض السابق للأعمال السابقة، كما سنقوم بالتنويه عن اقتراحاتنا عن الخوارزميات الجديدة التي سنقوم بعرضها لاحقاً.

الفصل الرابع: فيه نقوم بعرض خوارزمية جينية بإجرائية فك ترميز جديدة وفعّالة في حل المسألة، سنقوم بشرح مُفصّل عن كيفية تصميم الخوارزمية وآلية عملها من تابع الملاءمة إلى طرق الترميز وفك الترميز، عوامل التطور من تصالب وطفرة، عوامل الاختيار والاستبدال.

من ثم سنقوم بمقارنة أداء الخوارزمية المقترحة مع أعمال عالمية أخرى مشابهة، وفقاً للمعايير المشهورة المستخدمة في هذه الأعمال، على عيّنات عالمية معيارية من هذه المسألة.

الفصل الخامس: نقوم فيه بعرض خوارزمية جينية تفرّعية جديدة بثلاثة مجتمعات فرعية مع هجرة للأفراد مهجّنة مع خوارزميتي البحث المُحرّم Tabu Search و محاكاة التلدين Simulated Annealing.

سنتحدث عن نقاط الضعف والقوة لكل خوارزمية من الخوارزميات الثلاثة، وعن الفائدة المتوقعة من دمج نقاط القوة للخوارزميات الثلاثة وعن الدافع وراء التهجين.

وسنقوم بشرح فكرتنا الجديدة عن تطوير المجتمعات بشكل مختلف عن بعضها البعض، وأنّ هذا النوع من التطور يحاكي الطبيعة بشكل أكبر، وأنّ هجرة الأفراد الحاصلة بين تلك المجتمعات التي تختلف في طرق

تطورها المحلّية، تعطي فائدة أكبر عن الهجرة الحاصلة بين مجتمعات تتطور بنفس الطرق، لأنّ عملية التصالب عندها ستقوم بمزج مورثات (صفات) أفراد تختلف في طريقة تطورها مع بعضها البعض.

ومن ثم سنقوم بشرح طريقة التهجين وآلية عمل الخوارزمية الجينية التفرّعية في إجراء البحث العام، وآلية عمل خوارزميتي البحث المُحرّم ومحاكاة التلدين في إجراء البحث المحلّي، وكيفية تبادل الخبرات والمعرفة

عن فضاء الحلول فيما بينها،يلي ذلك مقارنة أداء الخوارزمية المقترحة مع العديد من الأعمال العالمية الحديثة والمشابهة، وفقاً للمعايير العالمية المشهورة المستخدمة في هذه الأعمال، على عيّنات عالمية معيارية من هذه المسألة، وسنقوم أيضاً بعرض كيفية تمثيل مخطط غانت Gantt لدخل وخرج المسألة، بواسطة الأداة البرمجية التي قمنا ببنائها من أجل حل المسألة وإظهارها بشكل رسومي.

الفصل السادس: فيه نتكلم عن استخدام الخوارزميات المقترحة السابقة في حل عيّنات واقعية من مسألة جدولة الأعمال الصناعية، تُمثّل عمليات تصنيعية تتم في معمل شفا للصناعات الدوائية.

الفصل السابع: فيه سنتحدث عن استنتاجاتنا التي وصلنا إليها من خلال بحثنا هذا، وعن مساهماتنا العلمية، وسنتحدث أيضاً عن اقتراحاتنا للأعمال المستقبلية.

الفصل الثاني

مسألة الجدولة

Scheduling Problem

٢- مسألة الجدولة Scheduling Problem:

٢-١- مقدمة:

تعود دراسة مسألة الجدولة إلى أوائل الخمسينيات، وتعتبر صعبة الحل، من واقع أنها تنتمي من حيث درجة التعقيد إلى NP-Hard.

تتعلق مسألة الجدولة بحل التنافس الحاصل بين فعّاليات Activities مختلفة، على مصادر Resources مشتركة فيما بينها، مع هدف إيجاد القيمة الأمثل لواحد أو أكثر من مقاييس الأداء.

المصادر والفعّاليات يمكن أن تتمثل بأشكال عديدة، على سبيل المثال يمكن أن تكون المصادر: آلات في وحدة تجميع صناعية، وحدات معالجة مركزية، قاعات تدريسية في جامعة، مدرجات هبوط الطائرات، خطوط سكك حديدية، غرف عمليات في مشفى، وفي المقابل يمكن أن تكون الفعّاليات: أجزاء مختلفة في عملية تصنيعية، تنفيذ لبرنامج حاسوبي، مناهج تدريسسية في جامعة، الطائرات الهابطة والصاعدة، القطارات المسافرة بين المحطات المختلفة، عمليات جراحية في مشفى.

تختلف مقاييس الأداء تبعاً لبيئة العمل، أحدها يمكن أن يكون تقليل الزمن اللازم لإنهاء جميع الفعّاليات، وآخر يمكن أن يكون تصغير عدد الفعّاليات المتأخرة.

تؤدي الجدولة الفعّالة Efficient Scheduling في أي بيئة عمل إلى التقليل من الكلفة والزيادة من المردود، وهذا ما أعطاها بعداً اقتصادياً هاماً دفع العلماء إلى التطرق لها.

من أهم الصعوبات التي عانت منها مسألة الجدولة، هي: عدم وجود نموذج وصف واحد يناسب جميع أصناف مسألة الجدولة، هذا ما صعّب من عملية تعريف إطار عمل موحّد لها، وأيضاً من إيجاد خوارزميات تستطيع معالجة كل تلك الأصناف، وبالرغم من التنوع الكبير لها، إنّ عدداً قليلاً من الصياغات الرياضية لهذه المسألة قد تم إدراجه علمياً [٢].

٢-٢- تعريف مسألة الجدولة:

بفرض أنّه لدينا مجموعة n من الفعّاليات $\{J_i\}\ 1\le i\le n$، يُطلب معالجتها على m مصدر مشترك $\{M_j\}\ 1\le j\le m$، وللسهولة سنفترض أنّ الفعّاليات هي أعمال، وأن المصادر المشتركة هي آلات.

في هذه الحالة، يمكننا تعريف **الجدول Schedule**: بأنّه عبارة عن تخصيص فاصل زمني أو أكثر، لكل عمل على آلة أو أكثر.

نقول عن جدول ما أنّه **مُجدي Feasible** إذا لم يحصل تداخل بين أي فاصلين زمنيين على نفس الآلة، ولم يحصل تداخل بين أي فاصلين زمنيين يخصان نفس العمل، ووافق كل المتطلبات المحددة من المسألة ذاتها.

نقول عن جدول أنّه **أمثل Optimal** إذا أعطى أفضل قيمة لمعيار الأمثلية.

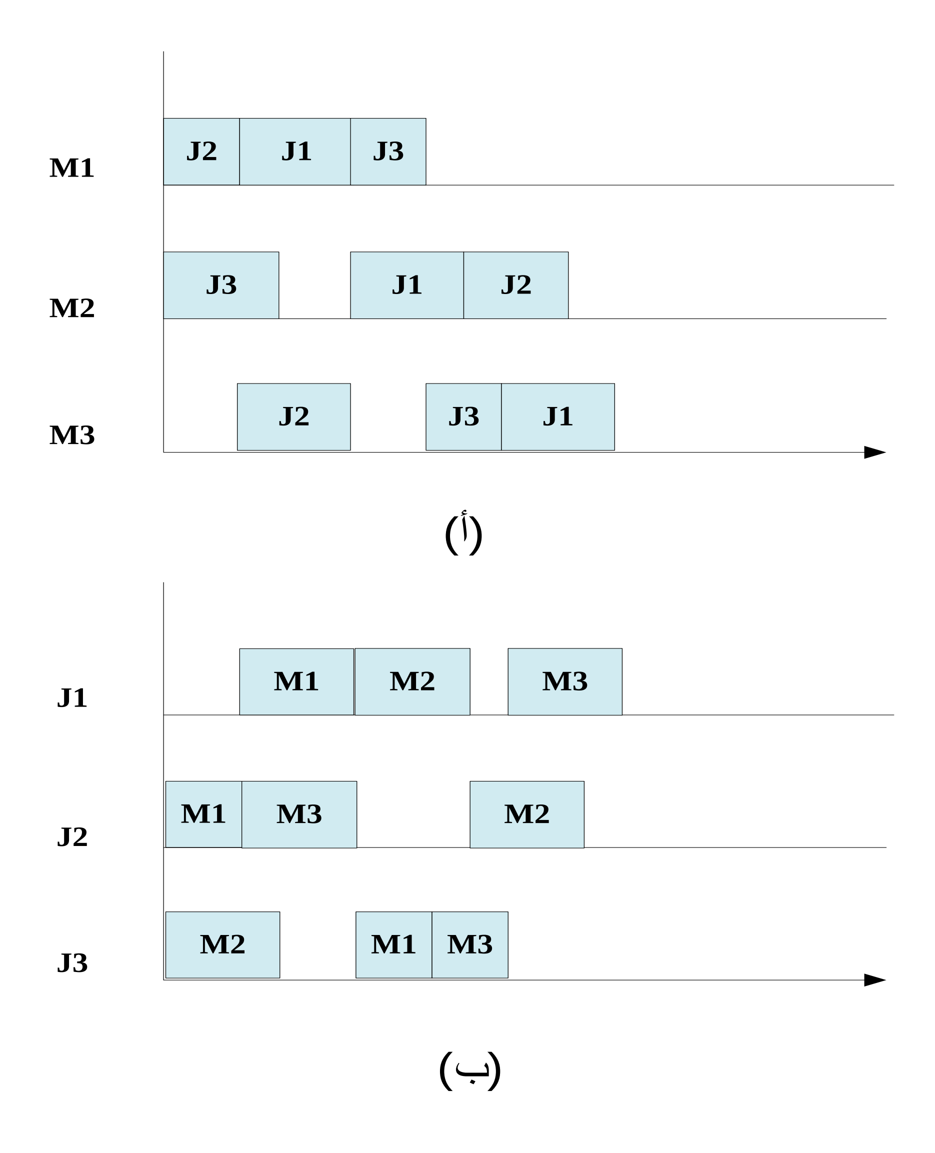
يمكن تمثيل الجدول بواسطة **مخطط غانت Gantt Charts** المبيّن بالشكل (٢-١) [٣]، يمكن لمخطط غانت أن يكون موجهاً نحو الآلة الشكل (٢-١-أ)، أو نحو العمل الشكل (٢-١-ب)، مسألة الجدولة المرافقة هي إيجاد جدول يحقق قيود معيّنة.

يتألف العمل J_i من عدد n_i حيث $n_i\ge 1$، من العمليات Operations الجزئية $O_{i1},...,O_{ni}$، يُلحق بكل عملية O_{ij} فترة المعالجة Processing Time الخاصة بها P_{ij}.

إذا تألّف العمل من عملية واحدة $(n_i=1)$، عندها نميّز J_i بـــ O_{i1} ونميز زمن المعالجة بـــ P_i.

يُرفق بكل عملية O_{ij} مجموعة من الآلات $\mu_{ij}\subseteq\{\mathrm{M1,.....,M2}\}$، حيث يمكن لأيّ آلة منها أن تعالجها، وعندها يمكن أن تكون كل المجموعات μ_{ij} مؤلفة من:

- آلة واحدة فقط، وندعوها: **بالآلات المُكرّسة Dedicated Machines**.
- جميع الآلات، وندعوها: **بالآلات التفرّعية Parallel Machines**.
- آلة واحدة، أو أكثر، أو جميعها، وفي هذه الحالة تكون كل آلة مجهزة بأداة Tool مختلفة عن الأخرى، وندعوها: **بالآلات متعددة الأغراض** (MPM) **Multi-Purpose Machines**.



الشكل (٢-١): مخططات غانت الموجهة نحو الآلة، و نحو العمل.

من الممكن للعملية O_{ij} أن تستخدم جميع الآلات الموجودة ضمن μ_{ij} معاً، طيلة فترة معالجتها، ندعو هذا النوع من مسائل الجدولة: **بمسألة جدولة المهمة متعددة المعالجات Multiprocessor Task Scheduling Problems** [٣].

فيما يلي سنورد تعاريف بعض المصطلحات الهامة المتعلقة بالعمل J_i:

موعد الانطلاق Release Date r_i: هو الموعد الذي تصبح فيه أول عملية من العمل J_i متاحة للمعالجة [٣]، بمعنى آخر هو أبكر وقت يُسمح فيه للعمل J_i ببدء المعالجة [٢].

موعد الاستحقاق Due Dates d_i: هو الموعد الذي يُتوقع فيه أن يتم الانتهاء من معالجة العمل J_i، يُسمح للعمل J_i أن ينتهي بعد موعد استحقاقه، ولكن بكلفة إضافية تُفرض عليه [٢].

الوزن Weight w_i: يعكس مدى أهمية (ضرورة) العمل J_i بالنسبة لبقية الأعمال.

تابع الكلفة Cost Function $f_i(t)$ للعمل J_i: تابع يقيس كلفة الانتهاء من تنفيذ العمل J_i عند اللحظة t.

بشكل عام تكون كل المعطيات السابقة المتعلقة بالعمل : $P_i, P_{ij}, r_i, d_i, w_i$ من النوع الصحيح [٣].

٢-٣- تصنيف مسائل الجدولة:

تم وصف مسائل الجدولة وصياغتها برموز رياضية بأكثر من طريقة، ومن أكثرها استخداماً طريقة Graham وزملاؤه [٤]، في هذه الطريقة يتم تصنيف مسائل الجدولة وفقا لثلاثة معايير $\alpha|\beta|\gamma$، حيث α تحدد **بيئة الآلة**، β تحدد **مميزات العمل** γ تحدد **معيار الأمثلية** [٣].

٢-٣-١- مميزات العمل Job Characteristics:

تتحدد مميزات العمل بمجموعة β، تحتوي على الأكثر ستة عناصر:

$\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6$.

β_1: تُحدد فيما إذا كان **قسر Preemption** العمل (أو العملية) مسموحاً أم لا، وهذا يعني أنّه يمكن اعتراض (أو مقاطعة العمل) من قبل عمل آخر، لمرة واحدة أو أكثر، أثناء معالجته على آلة ما، ويتم استئناف هذه المعالجة لاحقاً، حتى ولو على آلة أخرى.

إذا كان مسموحاً نضع $\beta_1 = pmtn$ ، أما في الحالة المعاكسة فإنّه لن يتم تضمين β_1 في β .

β_2: تصف **علاقات الأسبقية Precedence Relations** بين الأعمال، يمكن تمثيل هذه العلاقات بمخطط موجه وغير دائري $G=(V,A)$، حيث أنّ مجموعة العقد $V=\{1,......,n\}$ تُمثّل الأعمال، وعندها يكون $(I,K)\in A$ محققاً، إذا تحقق أنّ J_i ينتهي قبل بداية J_k، وفي هذه الحالة نكتب $J_i \to J_k$.

عندما يكون G مخطط موجه و غير دائري نضع $\beta_2 = prec$.

في بعض الأحيان وتبعاً لمميزات مسألة الجدولة، تختلف القيود على علاقات الأسبقية، وقد يُعطى تمثيل هذه العلاقات بأحد المخططات التالية: سلسلة Chain ونضع $\beta_2 = chain$، شجرة متجهة نحو الداخل Intree ونضع $\beta_2 = intree$، شجرة متجهة نحو الخارج Outtree ونضع $\beta_2 = outtree$، مخطط موجّه تفرّعي السلسلة Series-Parallel Directed Graph ونضع $\beta_2 = sp - graph$.

في حالة أنّه لا يوجد علاقات أسبقية فإنّه لن يتم تضمين β_2 في β.

β_3: إذا كانت $\beta_3 = r_i$ ، يمكن أن يكون لكل عمل زمن انطلاق محدد خاص به، أما إذا كانت $\beta_3 = 0$، عندها لا يوجد أزمنة انطلاق محددة لجميع الأعمال؛ ولن يتم تضمين β_3 .

β_4: تُحدد القيود على أزمنة المعالجة، أو عدد العمليات، إذا كانت β_4 تساوي إلى $P_i = 1(P_{ij} = 1)$ ، عندها زمن المعالجة لكل عمل (عملية) يساوي إلى الواحد، بشكل مشابه يمكننا أن نكتب $P_i = P\,(P_{ij} = P)$.

تحتوي β_4 في بعض الأحيان مميزات إضافية تحمل تأويلاً واضحاً مثل $P_i \in \{1,2\}$ أو $d = d_i$.

β_5: إذا كانت $\beta_5 = d_i$، عندها لكل عمل J_i موعد الاستحقاق الخاص به d_i، وهذا يعني أنّ العمل J_i يجب أن ينتهي قبل الزمن d_i.

β_6: في بعض تطبيقات الجدولة، يتم تجميع الأعمال على شكل دفعات، **الدفعة Batch**: هي مجموعة من الأعمال، يجب معالجتها بشكل متواصل على نفس الآلة.

زمن انتهاء الدفعة: هو زمن انتهاء جميع الأعمال المكوّنة لهذه الدفعة، يمكن أن تتكوّن الدفعة من عمل واحد وحتى n عمل.

عادةً يكون لكل دفعة زمن تحضير Setup Time خاص بها، في الحالة العامة تكون أزمنة التحضير لكل الدفعات متساوية، وغير متعلقة بالتسلسل.

تتضمن **مسألة الدفعة Batching Problem** تجميع الأعمال ضمن دفعات، ومن ثم جدولة هذه الدفعات، يوجد نوعان لمسألة الدفعة، وهما:

p-batching problem and **s-batching problem**

في مسألة p-batching problem يكون طول الدفعة مساوياً إلى الزمن الأكبر من بين جميع أزمنة المعالجة لمجموعة أعمال الدفعة، بينما يكون في مسألة s-batching problem مساوياً إلى مجموع كل أزمنة المعالجة لمجموعة أعمال الدفعة.

في حال وجود مسألة دفعة نضع $\beta_6 = p - patch$ أو $\beta_6 = s - patch$، أما في الحالة المعاكسة فإنّه لن يتم تضمين β_6 في β [٣].

٢-٣-٢- بيئة الآلات Machine Environment:

تتحدد بيئة الآلات بسلسلة مؤلفة من رمزين $\alpha = \alpha_1\alpha_2$.

إنّ مجموعة قيم α_1 الممكنة هي: $\{\circ, P, Q, R, PMPM, QMPM, G, X, O, J, F\}$، ويمكن تقسيم هذه المجموعة إلى مجموعتين أساسيتين:

١- $\{\circ, P, Q, R, PMPM, QMPM\}$:

يكون لدينا النموذج وحيد العملية A Single Operation Model، في هذا النموذج يكون كل عمل J_i مؤلفاً من عملية واحدة، وعندها يمكن تمييز الحالات التالية:

- $\alpha_1 = \circ$: حيث أنّ $\circ$ يدل على العنصر الفارغ، يكون $\alpha = \alpha_2$، ويجب أن تتم معالجة كل عمل على آلة مكرّسة محددة.
- $\alpha_1 \in \{P, Q, R\}$: نحصل على حالة **الآلات التفرّعية Parallel Machines**، وهذا يعني أنّه يمكن معالجة كل عمل على كل آلة من الآلات $\{M_1,...M_m\}$، ويمكننا تمييز الحالات التالية ضمنها:
  - $\alpha_1 = P$: تكون حالة **الآلات التفرّعية المتطابقة Identical Parallel Machines**، ويكون P_{ij} زمن معالجة العمل J_i على الآلة M_j واحداً $(P_{ij} = P_i)$ لكل الآلات M_j.
  - $\alpha_1 = Q$: تكون حالة **الآلات التفرّعية المنتظمة Uniform Parallel Machines**، وهذا يعني أنّ $P_{ij} = P_i / S_j$، حيث S_j سرعة الآلة M_j.

- $\alpha_1 = R$: تكون حالة **الآلات التفرّعية غير المترابطة Unrelated Parallel Machines**، وهذا يعني أنّ $P_{ij} = P_{ij} / S_{ij}$، حيث S_{ij} سرعة الآلة M_j المتعلقة بالعمل J_i (تختلف سرعة الآلة من عمل إلى آخر بعكس الآلات التفرّعية المنتظمة).
- $\alpha_1 = PMPM$: تكون حالة **الآلات متعددة الأغراض ذات السرعات المتطابقة Multi-Purpose Machines With Identical Speeds**.
- $\alpha_1 = QMPM$: تكون حالة **الآلات متعددة الأغراض ذات السرعات المنتظمة Multi-Purpose Machines With Uniform Speeds**.

٢- $\{G, X, O, J, F\}$:

يكون لدينا النموذج متعدد العمليات A Multi-Operations Model، في هذا النموذج يكون كل عمل J_i مؤلفاً من عدد n_i من العمليات الجزئية $O_{i1},...,O_{in_i}$، وتكون الآلات من النوع المكرّس، أي كل المجموعات μ_{ij} مؤلفة من عنصر واحد (آلة واحدة فقط)، والأكثر من ذلك هو إمكانية وجود علاقات الأسبقية بين الأعمال الجزئية التابعة لعمل معين، وعندها يمكننا تمييز الحالات التالية:

- $\alpha_1 = G$: تكون حالة **مسألة جدولة الأعمال الصناعية العامة General Job Shop Scheduling Problem GJSSP**، في هذه المسألة ليس من الضرورة وجود علاقات أسبقية.
- $\alpha_1 = J$: تكون حالة **مسألة جدولة الأعمال الصناعية التقليدية The Classical Job Shop Scheduling Problem JSSP**، في هذه المسألة لدينا علاقات أسبقية بين العمليات الجزئية التابعة لنفس العمل، من الشكل:

$$O_{i1} \to O_{i2} \to O_{i3} \to ... \to O_{in_i} \qquad For \quad i = 1,...,n.$$

بشكل افتراضي في هذه المسألة تكون كل الشروط التالية محققة:

- تكون كل الأعمال مؤلفة من نفس العدد من العمليات الجزئية، والذي يساوي إلى عدد الآلات $ni = M \quad For \; i = 1,...,n.$، ما لم يتم ذكر غير ذلك [٥].

- تكون $\mu_{ij} \neq \mu_{i(j+1)}$ $For\ j=1,...,n_i-1$ ، أما في الحالة المعاكسة فإننا ندعو المسألة: **مسألة جدولة أعمال صناعية مع تكرار الآلات Job Shop Scheduling With Machines Repetition**.
- تكون كل المجموعات μ_{ij} مؤلفة من عنصر واحد، أما في الحالة المعاكسة عندها يمكننا تمييز حالتين:

❖ زمن المعالجة للعملية O_{ij} هو نفسه على كل من الآلات الموجودة ضمن μ_{ij} ، وندعو المسألة: **مسألة جدولة أعمال صناعية بآلات متعددة الغرض Job shop Scheduling Problem with Multi-Purpose Machines**[٣]، أو **مسألة جدولة أعمال صناعية بمسالك أداة آلة بديلة Job Shop Scheduling Problem With alternative Machine Tool Routings** [٦].

❖ زمن المعالجة للعملية O_{ij} يختلف من آلة لأخرى ضمن μ_{ij} ، وندعو المسألة: **مسألة جدولة أعمال صناعية مرنة Flexible Job shop Scheduling Problem FJSSP**.

تُعتبر مسألة جدولة الأعمال الصناعية التقليدية المسألة الأكثر شيوعاً لوصف بيئات التصنيع [٦]، وهي ما سنتناوله بعمق أكبر في الفصول اللاحقة.

- $\alpha_1 = F$: تكون حالة **مسألة جدولة أعمال صناعية من النوع الانسيابي Flow Shop Scheduling Problem FSSP**، وهي حالة خاصة من مسألة جدولة الأعمال الصناعية، يتحقّق فيها أنّ عدد العمليات الجزئية في كل عمل من الأعمال يساوي عدد الآلات $n_i = M\ \ For\ i=1,...,n.$ ، ويتحقّق فيها أيضاً أنّ التسلسل التكنولوجي Technological Sequence لمرور كل عمل على الآلات هو نفسه $\mu_{ij} = \{M_j\}\ For\ each\ i=1,...,n\ and\ j=1,...,m.$ ، بينما تعالج كل آلة العمليات الجزئية للأعمال بتسلسل مختلف عن الآلة الأخرى.

- $\alpha_1 = O$: تكون حالة **مسألة جدولة أعمال صناعية من النوع المفتوح Open Shop Scheduling Problem OSSP**، وهي حالة خاصة من Flow Shop تتحقق فيها أنّه لا يوجد علاقات أسبقية بين العمليات الجزئية التابعة لنفس العمل.
- $\alpha_1 = X$: تكون حالة **مسألة أعمال صناعية من النوع المختلط Mixed Shop Scheduling Problem**، وهي عبارة عن مزيج من Open shop و Job Shop.

أخيراً نعرّف **مسألة جدولة الأعمال الصناعية من النوع الانسيابي التبديلي Permutation Flow shop Scheduling Problem PFSSP**، وهي: مسألة جدولة أعمال صناعية من النوع الانسيابي، يتم فيها معالجة العمليات الجزئية للأعمال بنفس الترتيب على كل آلة من الآلات.

بالنسبة للقيم الممكنة لــ α_2 ، يمكننا تمييز الحالات التالية:

- في حال أنّه لدينا عدد محدد (صحيح وموجب) من الآلات ....,١,٢، عندها نضع α_2 تساوي إلى هذا العدد.
- $\alpha_2 = k$: يوجد عدد عشوائي من الآلات، لكنه ثابت.
- $\alpha_2 = \circ$: يوجد عدد عشوائي من الآلات [٣].

٢-٣-٣- معايير الأمثلية Optimality Criteria:

سوف نرمز لزمن انتهاء العمل J_i بالرمز C_i ، وللكلفة الملحقة بالعمل بالتابع $f_i(C_i)$، بشكل أساسي يوجد لدينا نوعان من توابع الكلفة Cost Functions :

$$f_{\max}(C) := \max\{f_i(C_i) \mid i = 1,.....,n\}$$

$$\sum f_i(C) := \sum_{i=1}^{n} f_i(C_i)$$

يُدعى النوع الأول: توابع كلفة متعلقة بعنق الزجاجة Bottleneck Objectives، ويُدعى الثاني: توابع متعلقة بالمجموع Sum Objectives، ويكون الهدف من مسألة الجدولة هو إيجاد جدول (أوحل) مُجدي، يُقلل من قيمة تابع الكلفة الكُليّة.

إذا لم يتم تحديد تابع الكلفة f_i نضع $\gamma = f_{\max}$ أو $\gamma = \sum f_i$، على أيّة حال في معظم الأحوال يمكن أن نعتبر حالات خاصة أخرى لـــ f_i.

إنّ توابع الكلفة الأكثر استخداماً هي:

MakeSpan: $\max\{C_i \mid i = 1,\dots,n\}$, **Total Flow Time**: $\sum_{i=1}^{n} C_i$ and

Weighted (Total) Flow Time: $\sum_{i=1}^{n} W_i C_i$.

وفي هذه الحالات نضع: $\gamma = C_{\max}, \gamma = \sum C_i, \gamma = \sum W_i C_i$ على التوالي.

توابع الكلفة الأخرى تكون معتمدة على موعد الاستحقاق d_i الملحق بكل عمل J_i .

نُعرّف لكل عمل :

التأخير Lateness: $L_i := C_i - d_i$.

التبكير Earliness: $E_i := \max\{0, d_i - C_i\}$.

البطء Tardiness: $T_i := \max\{0, C_i - d_i\}$.

الانحراف المطلق Absolute Deviation: $D_i := |C_i - d_i|$.

الانحراف التربيعي Squared Deviation: $S_i := (C_i - d_i)^2$.

الغرامة الواحدية Unit Penalty: $U_i := \begin{cases} 0 \text{ if } C_i \le d_i \\ 1 \text{ otherwise} \end{cases}$.

لكل من التوابع السابقة G_i نحصل على أربعة توابع كلفة ممكنة:

$\gamma = \max G_i , \gamma = \sum W_i G_i , \sum G_i \ , and \ \sum W_i G_i$، يمكنناً أيضاً أن نعتبر توابع كلفة تنتج عن أي دمج خطي Linear Combination للتوابع السابقة.

نقول عن جدول أنّه **نصف فعّال Semi-active** عندما لا يمكن جدولة عمل (عملية) بوقت أبكر دون تغيير تسلسل تنفيذ العمليات على آلة ما، أو اعتراض قيود معيّنة.

نقول عن جدول ما أنّه **فعّال Active** عندما لا يمكن جدولة أي من الأعمال (العمليات) بوقت أبكر دون اعتراض قيود معيّنة [٣]، في الفقرات التالية سنقوم بشرح أنواع الجداول بتفصيل أكبر.

٢-٤- مسألة جدولة الأعمال الصناعية Job Shop Scheduling Problem:

في أكثر بيئات الآلات والتصنيع، من الضروري استخدام المصادر المتاحة بمردود أفضل قدر الإمكان، كنتيجة لهذه الضرورة تأتي مسألة جدولة الأعمال الصناعية التي تُعتبر الشكل الأكثر مرونةً لوصف عمليات الجدولة في تلك البيئات.

من المعروف أنّ مسائل الجدولة تنتمي إلى NP-Hard من حيث درجة التعقيد، إلا أنّ مسألة جدولة الأعمال الصناعية هي من أصعب مسائل الجدولة تطرقاً، ومن أكثر مسائل الأمثلة التوافقية Combinatorial Optimization Problems تعقيداً [٥].

٢-٤-١- تعريف المسألة:

إنّ مسألة جدولة الأعمال الصناعية التقليدية، التي يُرمز لها $J \| C_{\max}$ حسب طريقة Graham [٤] والتي يُشار لها بالاختصار JSSP أو JSP [٧]، يمكن وصفها بمجموعة n من الأعمال $\{J_j\} \ 1 \le j \le n$، يتم معالجة كل منها لمرة واحدة على مجموعة m من الآلات $\{M_r\} \ 1 \le r \le m$، وفقاً للقواعد التالية:

- يجب معالجة كل عمل على كل آلة بالترتيب المعطى مسبقاً بالتسلسل التكنولوجي للآلات.
- تستطيع كل آلة معالجة عمل واحد فقط في الوقت ذاته.

- إنّ معالجة العمل J_j على الآلة M_r تُدعى العملية O_{jr}.
- تحتاج العملية O_{jr} إلى الاستخدام الخاص للآلة M_r لمدة معيّنة من الزمن، تُدعى زمن المعالجة P_{jr}، ولا يجوز مقاطعة العملية O_{jr} أثناء هذه المدة من قِبل باقي العمليات المتنافسة على الآلة M_r، ولا يُسمح للعملية O_{jr} بالاستئثار بالآلة M_r لنفسها دون باقي العمليات بعد انتهائها.
- يُرمز لزمن بدء العملية O_{jr} بالرمز S_{jr}، ولزمن انتهاء العملية بالرمز C_{jr}، **الجدول Schedule** هو: مجموعة أزمنة الاكتمال لكل عملية $\{C_{jr}\}\ \ 1 \le j \le n, 1 \le r \le m$، والتي تحقق القيود السابقة.
- إنّ الزمن المطلوب لإنهاء كافة الأعمال، يُدعى **زمن الانتهاء الكلي Makespan** ويُرمز له $C_{\max}$ حيث $C_{\max} = \max\ C_{jr}\ \ 1 \le j \le n, 1 \le r \le m$، أي أنّ الزمن اللازم لإنهاء جميع الأعمال يساوي الزمن الأطول اللازم لإنهاء آخر عملية من بين كل الأعمال.

هكذا من هنا تتضح عمومية المسألة، حيث أنّ التسلسل التكنولوجي لمرور كل عمل على الآلات يمكن أن يكون مختلفاً عن باقي الأعمال، من ناحية أخرى يمكن لكل آلة أن تعالج الأعمال بترتيب مختلف عن باقي الآلات، وهذا ما جعلها الشكل الأكثر شيوعاً لوصف عمليات التصنيع بالمقارنة مع غيرها.

ويكون الهدف من أمثلة المسألة هو: إيجاد جدول يُقلل من قيمة $C_{\max}$ قدر الإمكان، ندعو الجدول الناتج **حلاً مُجدياً Feasible Solution**، إذا كانت جميع القيود المذكورة في تعريف المسألة محققة [٦].

كمثال عن مسألة جدولة أعمال صناعية تتألف من ثلاثة أعمال يتم جدولتها على ثلاث آلات، المسألة ٣×٣ الموضحة بالجدول (٢-١).

يتضمن الجدول السابق التسلسل التكنولوجي للآلات لكل من الأعمال مع أزمنة المعالجة عليها، على سبيل المثال: تُنفّذ عمليات العمل J_1 بالتسلسل التالي: $O_{11} \to O_{13} \to O_{12}$، يتم أولاً معالجة العمل ١ على الآلة ١ لفترة زمنية قدرها ٣ وحدة زمنية، ومن ثم على الآلة رقم ٣ لفترة زمنية قدرها ٤، وأخيراً على الآلة ٢ لفترة زمنية قدرها ٩.

يمكن تمثيل المسألة في الجدول (٢-١) بكل سهولة كمصفوفتين هما: $\{T_{JK}\}$ مصفوفة التسلسل التكنولوجي Technological Sequence Matrix، و $\{P_{JK}\}$ مصفوفة فترات المعالجة Processing Time Matrix كما في الشكل (٢-٢)، حيث أنّ: $T_{JK} = r$ تعني أنّ العملية الجزئية من العمل J_j ذات الترتيب K (O_{jr}) ستتم معالجتها على الآلة r، لفترة زمنية قدرها P_{JK} وحدة زمنية.

يُعتبر مخطط غانت من الطرق الملاءمة لتمثيل حل لمسألة جدولة أعمال صناعية بشكل رسومي، كمثال عن ذلك تمثيل حل المسألة المعطاة بالجدول (٢-١)، بواسطة أحد مخططات غانت الموضحة بالشكل (٢-٣)، وليكن (٢-٣-أ)، حيث يُظهر المحور الأفقي تدرجات الوحدات الزمنية، بينما يُظهر المحور العمودي

الجدول (٢-١): مثال عن مسألة جدولة الأعمال الصناعية ٣×٣.

زمن المعالجة / الآلة			العمل
M2 / 9	M3 / 4	M1 / 3	J1
M3 / 3	M2 / 5	M1 / 4	J2
M1 / 4	M3 / 6	M2 / 4	J3

$$P_{jk} = \begin{Bmatrix} 3 & 4 & 9 \\ 4 & 5 & 3 \\ 4 & 6 & 4 \end{Bmatrix} T_{jk} = \begin{Bmatrix} 1 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & 1 \end{Bmatrix}$$

الشكل (٢-٢): التمثيل المصفوفي للمسألة ٣×٣ المعطاة بالجدول (٢-١).

أرقام الآلات، كل مستطيل في الشكل يُمثّل عملية O_{ij}، بحيث يُوضع الطرف الأيسر للمستطيل عند اللحظة المقابلة لـــ S_{ij} على محور الزمن، ويمتد أفقياً بطول يساوي طول فترة المعالجة P_{ij} للعملية، وتكون قيمة زمن الانتهاء الكلي للجدول هي $C_{\max} = 29$ [٨].

٢-٤-٢- أنواع الجداول المُجدية للمسألة:

يوجد لدينا أربعة أنواع من الجداول المُجدية للمسألة، وهي:

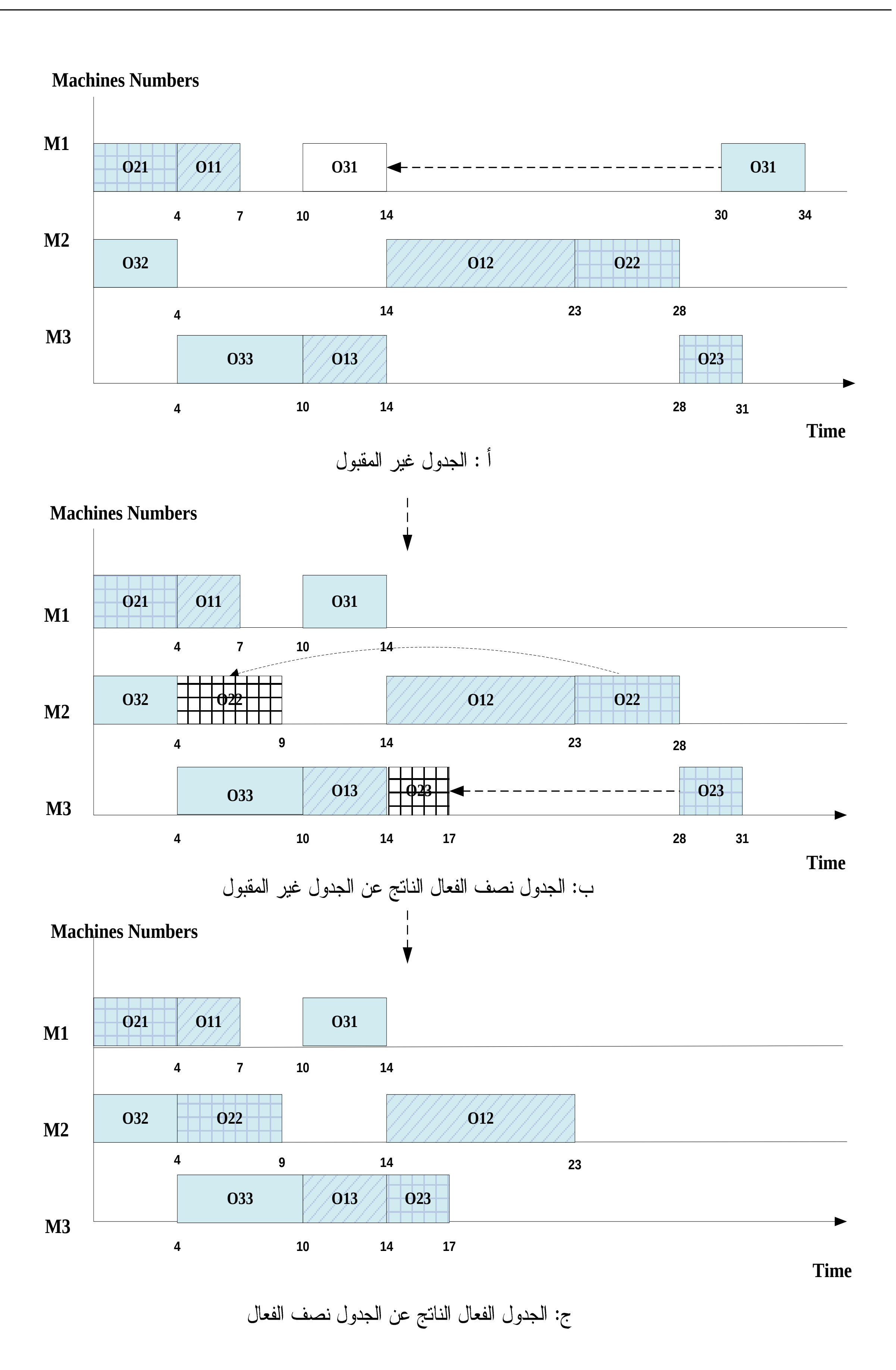
٢-٤-٢-١- جدول غير مقبول Inadmissible Schedule:

هو جدول يوجد فيه فترة بطالة زائدة Excessive Idle time واحدة على الأقل، أي يوجد فيه عملية واحدة على الأقل يمكن أن تبدأ في وقت أبكر، بدون الحاجة لتعديل ترتيب تنفيذ أي عملية على أي آلة، كمثال على ذلك الجدول في الشكل (٢-٣-أ)، حيث أنّه يمكن للعملية O_{31} أنّ تبدأ التنفيذ على الآلة بوقت أبكر بعشرين وحدة زمنية، كما هو مشار إليه بالخط المنقط وبدون تعديل ترتيب تنفيذ العمليات على أي آلة، من الواضح أنَه يوجد عدد لا نهائي من الجداول غير المقبولة.

٢-٤-٢-٢- جدول نصف فعّال Semi-Active Schedule:

غالباً ما نستطيع تقليل قيمة زمن الانتهاء الكلي في الجدول غير المقبول بحذف جميع فترات البطالة الزائدة الموجودة فيه، وبذلك نكون قد حوّلناه إلى جدول نصف فعّال، وبالتالي الجدول نصف الفعّال هو جدول لا يمكن لأي عملية فيه أن تبدأ في وقت أبكر، بدون الحاجة لتعديل ترتيب تنفيذ العمليات على أي آلة، كمثال على ذلك حذف فترة البطالة الموجودة عند O_{31} في الجدول غير المقبول الموجود في الشكل (٢-٣-أ)؛ لينتج لدينا الجدول نصف الفعّال الموجود في الشكل (٢-٣-ب)، حيث تم إعادة تعيين زمن بدء العملية S_{31}، لتبدأ عند اللحظة ١٠ بدلاً من ٣٠، نلاحظ انخفاض زمن الانتهاء الكلي ليصبح $C_{\max}=31$ بدلاً من $C_{\max}=34$.

في هذا النوع من الجداول يمكن تمثيل حل المسألة أيضاً بواسطة مصفوفة الحل $S=\{S_{rk}\}$، وهي مصفوفة ذات بعدين $m\times n$ ، حيث $S_{rk}=j$ تعني أنّ العملية ذات الترتيب k على الآلة M_r تخص العمل J_j، يُوضّح الشكل (٢-٤) التمثيل المصفوفي الموافق لحل المسألة الموجود بالشكل (٢-٣-ب)، على سبيل المثال يتم تنفيذ العمليات المتنافسة على الآلة M_2 بالتسلسل التالي: $O_{32}\rightarrow O_{12}\rightarrow O_{22}$، من الواضح أنّه من المصفوفة S يمكننا بسهولة أن نحصل على الجدول نصف الفعّال المرافق لها.



الشكل (٢-٣): تمثيل مخطط غانت لأنواع الجداول المُجدية للمسألة ٣×٣ المعطاة بالجدول (٢-١).

٢-٤-٢-٣- جدول فعّال Active Schedule:

غالباً ما نستطيع تقليل قيمة زمن الانتهاء الكلي في الجدول نصف الفعّال بنقل أحد العمليات إلى اليسار بدون تأخير العمليات الأخرى، وندعو تلك النقلة (أو القفزة) بالنقلة اليسارية المباحة Permissible Left Shift، وندعو الجدول نصف الفعّال الذي لا يقبل أي نقلة يسارية مباحة بالجدول الفعّال Active Schedule، كمثال على ذلك تطبيق النقلة اليسارية المباحة على العملية O_{22} المشار إليها بالخط الهلالي المنقط في الجدول نصف الفعّال الموجود في الشكل (٢-٣-ب)، حيث تم إعادة تعيين زمن بدء العملية S_{22} ليصبح ٤ بدلاً من ٢٣، لكن هذا أدى إلى تشكل فترة بطالة زائدة عند العملية O_{23}، وبما أنّ هذا غير مسموح في الجداول نصف الفعّالة لهذا تم إعادة تعيين زمن البدء للعملية S_{23} ليصبح ١٤ بدلاً من ٢٨؛ لينتج الجدول الفعّال الموجود في الشكل (٢-٣-ج)، نلاحظ انخفاض زمن الانتهاء الكلي ليصبح $C_{\max} = 23$ بدلاً من $C_{\max} = 31$.

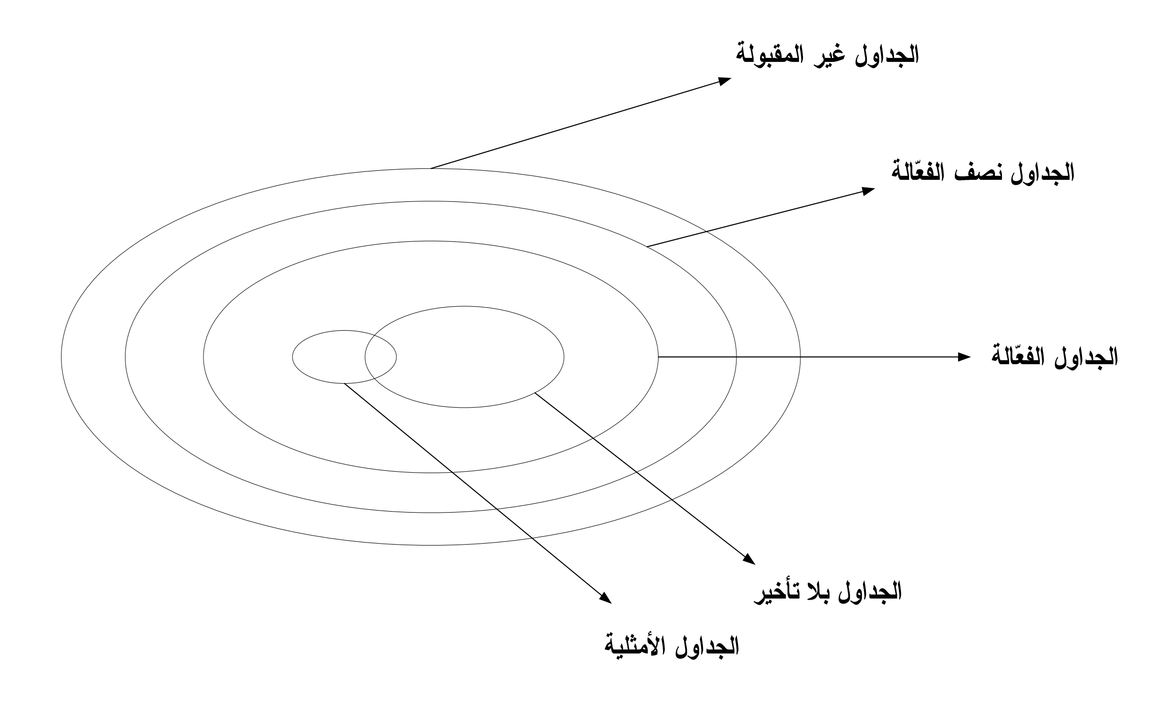
٢-٤-٢-٤- جدول بلا تأخير Non-delay Schedule:

هو جدول فعّال تتوضع فيه العمليات بحيث لا تبقى فيه أي آلة أبداً عاطلة عن العمل، طالما أنّه يوجد عملية يمكن أن تعالجها، بدون تعارض مع قيود المسألة.

من الواضح أنّه كل جدول بلا تأخير هو جدول فعّال ولكن العكس ليس صحيح، يبين لنا الشكل (٢-٥) التسلسل الهرمي للعلاقات بين أنواع الجداول المُجدية للمسألة [٩].

$$S_{rk} = \begin{Bmatrix} 2 & 1 & 3 \\ 3 & 1 & 2 \\ 3 & 1 & 2 \end{Bmatrix}$$

الشكل (٢-٤): التمثيل المصفوفي الموافق لحل المسألة ٣×٣ الموجود بالشكل (٢-٣-ب).



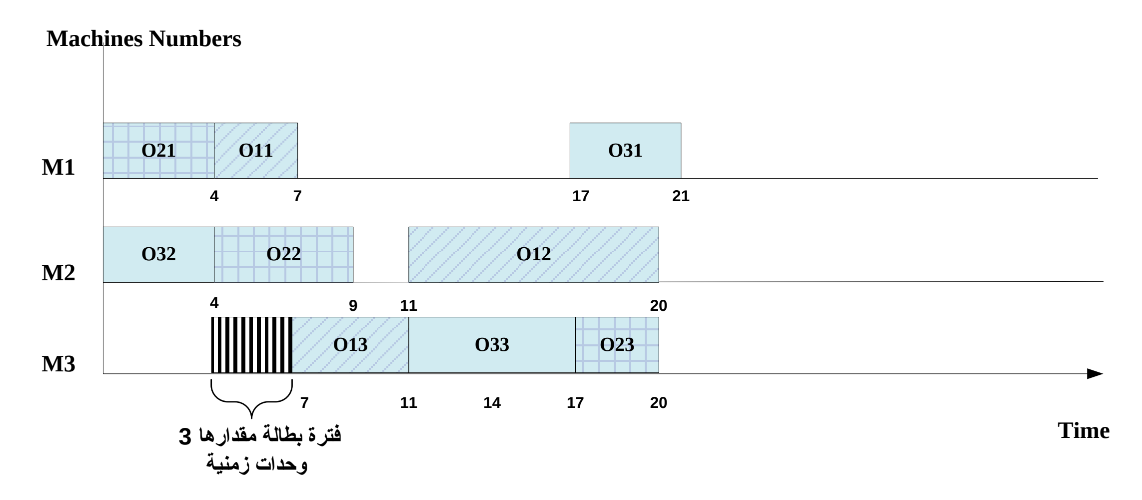
الشكل (٢-٥): التسلسل الهرمي للعلاقات بين أنواع الجداول المُجدية للمسألة.

ربما يتبادر للذهن أنّ الحلول الأمثل هي دائماً من النوع جداول بلا تأخير، لكن هذا ليس صحيحاً، إذ أنّه في أغلب الأحيان يؤدي ترك آلة عاطلة عن العمل لفترة زمنية محددة إلى تحسين الحل، أي إنقاص زمن الانتهاء الكلي للجدول، لأن تلك الفترة ستتيح الإمكانية لعملية أخرى أكثر تأثيراً على زمن الانتهاء الكلي، بالجدولة (بدء التنفيذ) في وقت أبكر، هذا بدوره يمكن أن يمتد إلى عمليات لاحقة وصولاً إلى العملية التي زمن انتهائها هو نفسه زمن الانتهاء الكلي للجدول.

لتوضيح الفكرة السابقة بشكل أفضل، انظر إلى الشكل (٢-٣-ج)، من الجلي أنّ الجدول الموجود هناك هو جدول بلا تأخير، لأنه لا يوجد أي آلة عاطلة عن العمل في حين أنّه يوجد عملية تنتظر المعالجة ويمكن معالجتها بدون اختلال لقيود المسألة.

الآن سنقوم بتحويل هذا الجدول من جدول بلا تأخير إلى جدول بتأخير مع المحافظة على كونه فعّالاً، وذلك بالتبديل بين موضعي O_{33} و O_{13} ليتم جدولة O_{13} عند الزمن $S_{13}=7$، ومن ثم جدولة O_{33} عند الزمن $S_{33}=11$، كما هو موضح بالشكل (٢-٦)، إنّ هذا التبديل بدوره أدى إلى إعادة جدولة العمليات O_{23}, O_{12}, O_{31} عند الأزمنة $S_{23}=17, S_{12}=11, S_{31}=17$، نلاحظ أنّ الجدول الناتج في الشكل

(٢-٦) هو جدول فعّال بتأخير بسبب وجود فترة بطالة عند الآلة M_3 مقدارها ٣ وحدات زمنية تمتد من اللحظة ٤ وحتى اللحظة ٧، هذه الفترة لم تكن موجودة في الجدول الموجود في الشكل (٢-٣-ج)، نلاحظ أيضاً تَحسُّن الحل، و تناقص زمن الانتهاء الكلي للجدول من $C_{\max} = 23$ إلى $C_{\max} = 21$.



الشكل (٢-٦): جدول فعّال بتأخير.

بما أنّ الحل الأمثل هو بالتأكيد من النوع الفعّال (وليس بالضرورة كونه بلا تأخير)؛ سيكون من المفيد جداً حصر عملية البحث عن الحل الأمثل ضمن الجزء من فضاء الحلول الذي يحتوي على الجداول الفعّالة [١].

٢-٤-٣- قيود المسألة Problem Constraints:

يوجد لكل عملية O_{jr}، أحد السلفين التاليين، أو كلاهما معاً:

- سلف العمل Job Predecessor: نرمز له $PJ(O_{jr})$ ، وهو السلف المباشر للعملية O_{jr} في مصفوفة التسلسل التكنولوجي $\{T_{JK}\}$.
- سلف الآلة Machine Predecessor: نرمز له $PM(O_{jr})$، وهو السلف المباشر ضمن مصفوفة الحل $\{S_{rk}\}$، أي آخر عملية تم تنفيذها على الآلة المعنية M_r.

على سبيل المثال، في المسألة المعطاة بالجدول (٢-١)، يكون لدينا: $PJ(O_{31}) = O_{33}$، وباعتبار حل المسألة الموجود بالشكل (٢-٣-ب) يكون $PM(O_{31}) = O_{11}$.

تخضع مسألة جدولة الأعمال الصناعية إلى نوعين من القيود، وهما:

- قيد تسلسل Sequence Constraint معالجة العمليات ضمن العمل الواحد: لا يمكن بدء تنفيذ العملية O_{jr} على الآلة M_r قبل انتهاء تنفيذ العملية التي تُمثّل سلف العمل لها (إن وُجِدت).
- قيد أسبقية Precedence Constraint معالجة الآلات: أي لا يمكن بدء تنفيذ العملية O_{jr} على الآلة M_r قبل انتهاء تنفيذ العملية التي تُمثّل سلف الآلة لها (إن وُجِدت).

وبالتالي من أجل الحصول على حل للمسألة من النوع نصف فعّال كالجدول الموجود في الشكل (٢-٣-ب) يجب إتباع أحد القواعد التالية عند جدولة كل عملية O_{jr}:

- لا يوجد أي سلف للعملية: يتم جدولتها عند اللحظة ٠ وحدة زمنية، كمثال على ذلك العمليتان O_{21}, O_{32} في الشكل (٢-٣-ب).
- يوجد للعملية سلف واحد فقط: يتم جدولتها مباشرة بعد انتهاء تنفيذ هذا السلف، كمثال على ذلك العمليات O_{11}, O_{33} في الشكل (٢-٣-ب).
- يوجد للعملية كلا السلفين: يتم جدولتها مباشرة بعد انتهاء تنفيذ السلف الذي يمتلك زمن انتهاء تنفيذ أكبر، كمثال على ذلك باقي العمليات الموجودة في الشكل (٢-٣-ب).

أما من أجل الحصول على حل فعّال، فإنّه يمكن تكرار تطبيق كل النقلات اليسارية المباحة الممكنة على الحل نصف فعّال، أو يمكن تطبيق خوارزمية GT التي سيتم شرحها لاحقاً في الفصل التالي [١].

مما سبق يمكن تفسير مسألة جدولة الأعمال الصناعية كمسألة تحديد الترتيب بين العمليات التي يجب تنفيذها على نفس الآلة، وهذا يعني تحديد الأسبقيات بين هذه العمليات، باختصار تؤول المسألة إلى مسألة ترتيب Ordering Problem [٨].

٢-٤-٤- التمثيل بطريقة المخطط المتقطع Disjunctive Graph Representation:

تُعتبر طريقتي التمثيل مخطط غانت والمصفوفات من أبسط أشكال تمثيل جدول ما، فمن غير الواضح تماماً فيما إذا كان الجدول مُجدياً أم لا، أي من غير الواضح فيما إذا كان تسلسل معالجة الآلات لكل عمل متوافقاً مع التسلسل التكنولوجي لهذا العمل (قيد تسلسل العمليات).

يمكننا تمثيل المسألة بشكل يُقدم معرفة أكثر عن المسألة، وهو تمثيل المخطط المتقطع الذي تتم فيه صياغة المسألة بالشكل التالي $G=(V,C\cup D)$ حيث:

V: مجموعة من العقد تُمثّل مجموعة العمليات المكوّنة لكل الأعمال مع عقدتين وهميتين (٠) ،(*) لبداية (منطلق) ونهاية الجدول على التوالي.

C: مجموعة من الأسهم المتصلة والموجّهة (ذات اتجاه وحيد)، تُمثّل التسلسل التكنولوجي للآلات لكل عمل.

$D=\bigcup_{r=1}^{m} Dr$، حيث: Dr مجموعة من الأسهم المتقطّعة وغير الموجّهة (ثنائية الاتجاه) تُمثّل أزواج العمليات من أعمال مختلفة تتزاحم من أجل التنفيذ على نفس الآلة M_r، m عدد الآلات.

زمن معالجة كل عملية هو قيمة محمّلة P_v مرفقة مع العقدة الموافقة v، مع اعتبار $P_0=P_*=0$ كحالة خاصة [٣].

يُوضّح الشكل (٢-٧) التمثيل بطريقة المخطط المتقطع للمسألة المعطاة في الجدول (٢-١) [١٠].

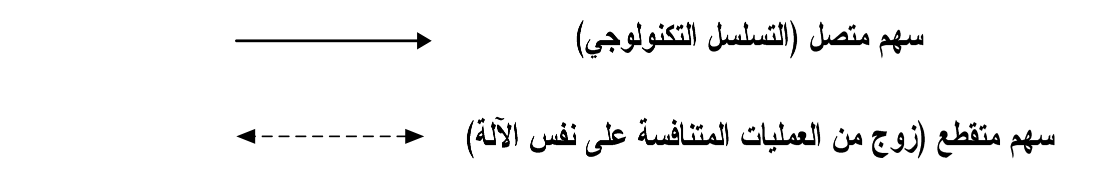
بفرض أنّ S_v زمن البدء للعملية الممَثلة بالعقدة v، نستطيع باستخدام رموز المخطط المتقطع صياغة المسألة كنموذج برمجة رياضية Mathematical Programming Model بالشكل التالي [٨]:

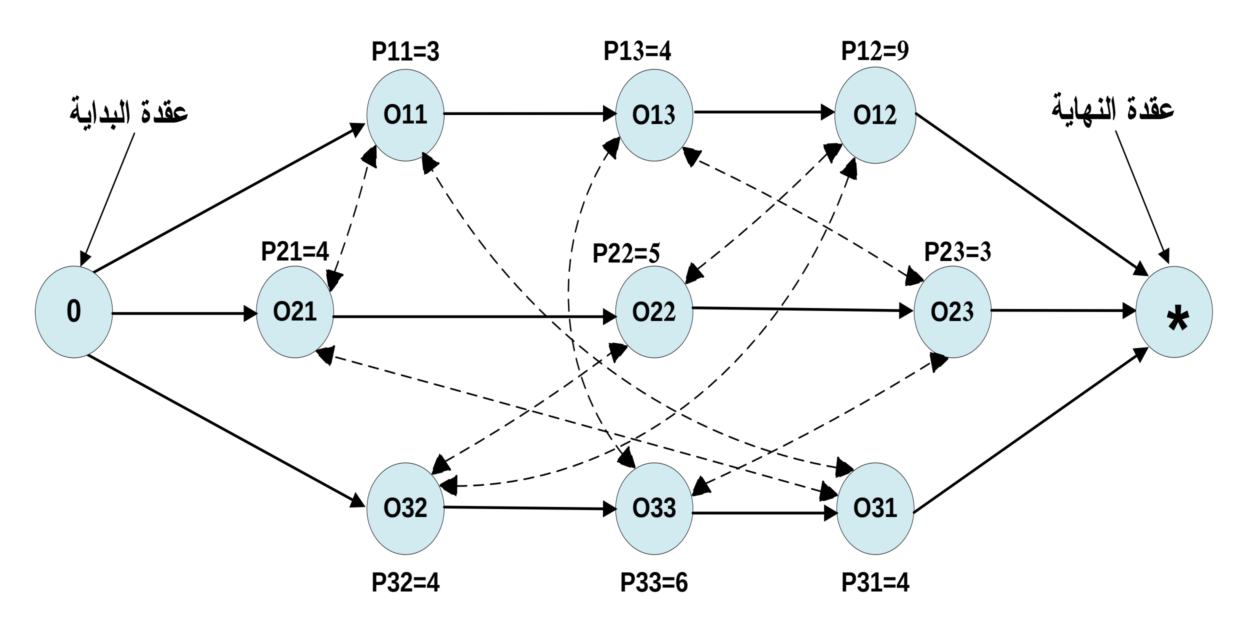
$$\text{Minimize: } S_*$$

$$\text{Subject to: } S_w - S_v \ge P_v, \qquad (v,w)\in C$$

$$S_v \ge 0, \qquad v\in V$$

$$S_w - S_v \ge P_v \vee S_v - S_w \ge P_w, \qquad (v,w)\in D_r, 1\le r\le m.$$





Oij: عملية من العمل رقم i ليتم تنفيذها على رقم الآلة j

Pij: زمن معالجة العملية Oij

الشكل (٢-٧): التمثيل بطريقة المخطط المتقطع للمسألة ٣×٣ المعطاة بالجدول (٢-١).

بما أنّ العقدة * هي العقدة (الوهمية) الأخيرة وبزمن معالجة صفري، فهذا يعني أنّ زمن البدء لها يساوي إلى زمن الانتهاء لآخر عملية تم جدولتها في الجدول، وبذلك تكون مساوية لزمن الانتهاء الكلي للجدول $S_* = C_{\max}$ وبالتالي يكون الهدف من المسألة تصغير قيمة S_*.

الشرط الأول في النموذج يعني أنّه بالنسبة لعقدتين v, w تخصان نفس العمل، أي بينهما سهم متصل موجّه باتجاه واحد من v إلى w، فإنّه يجب على w أن تنتظر فترة زمنية قدرها P_v على الأقل، بعد بدء معالجة العقدة v، وبهذا نكون قد حافظنا على قيد تسلسل العمليات.

الشرط الثاني يعني أنّه لا يمكن لزمن بدء معالجة أي عملية من الأعمال، أن يكون سالباً.

الشرط الثالث يعني أنّه من أجل أي زوج من العقد v, w اللتان تتنافسان على نفس الآلة، أي بينهما سهم متقطع وباتجاهين، عندها إذا اخترنا معالجة w أولاً، فيجب على v أن تنتظر فترة زمنية قدرها P_w بعد بدء معالجة w، أما (وهذا ما تعنيه كلمة متقطع) إذا اخترنا معالجة v أولاً، فيجب على w أن تنتظر فترة زمنية قدرها P_v بعد بدء معالجة v ، وبهذا نكون قد حافظنا على قيد أسبقية الآلات [١١].

نُعرّف **الاختيار Selection** S_r في D_r: على أنّه مجموعة تحتوي نفس مجموعة الأسهم في D_r ولكن بعد اختيار أحد اتجاهي التوجيه لكل سهم وإلغاء الاتجاه الآخر؛ ليصبح مستمراً وأحادي الاتجاه، يُعتبر الاختيار ليس دائرياً acyclic إذا لم يحتوِ على أيّة دورة cycle ضمنه، كل اختيار غير دائري S_r يقابله ترتيب وحيد لتسلسل معالجة الآلة M_r للعمليات المتنافسة عليها، والعكس بالعكس حيث $r \in m$.

يتألف **الاختيار الكامل** S **Complete Selection** من اتحاد Union كل الاختيارات S_r، يوجد S_r واحد من أجل كل $D_r, r \in m$ [١٢].

بفرض أنّ $G_s = (V, C \cup S)$ المخطط الموجه Directed Graph الناتج عند استبدال D بـ S، أي استبدال الخطوط المتقطعة ثنائية الاتجاهات بالمستمرة وحيدة الاتجاه، عندها إذا كان هذا المخطط الموجه غير دائري يكون الاختيار غير دائري و ندعوه **بالاختيار المتوافق Consistent Selection**، من الجدير بالذكر أنّه إذا كان S غير دائري فهذا يقتضي أنّ كل $S_r, r \in m$ هو غير دائري، ولكن العكس غير صحيح.

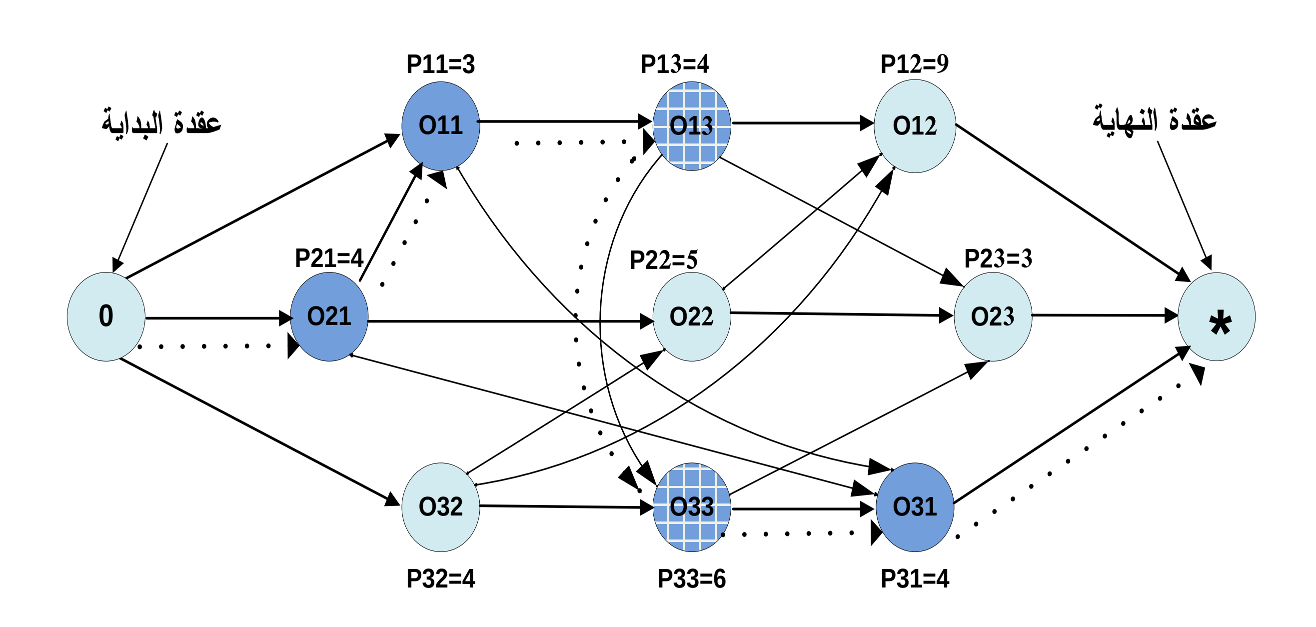
بالطبع عندما يكون الاختيار كاملاً ومتوافقاً عندها يمكن تعريف ترتيب ثابت وفريد بين العمليات المتنافسة على كل من الآلات، باستخدام هذا الترتيب نستطيع الحصول على مصفوفة الحل $S = \{S_{rk}\}$، التي بدورها تُمكننا من تعريف الجدول نصف فعّال الموافق لها، وبالتالي نكون قد حصلنا على حل مُجدي للمسألة، يمكننا منذ الآن أن نرمز للمخطط الموجه غير الدائري، الاختيار الكامل والمتوافق، الجدول نصف الفعّال الموافق لهم (أو الحل المُجدي) بالرمز S دونما ارتباك، يبين الشكل (٢-٨) تمثيل المخطط المتقطع للحل الموجود بالشكل (٢-٦).

نُعرّف **المسار Path** في S والذي يبدأ من عقدة v إلى عقدة w بتتابع الأسهم الموجّهة من v إلى w (إن وُجِدت).

أما **طول المسار Path Length** فنُعرّفه على أنّه مجموع الأوزان المحمّلة على العقد الموجودة ضمن المسار بما فيها عقدتي البداية والنهاية v, w.

ندعو المسار P الذي يبدأ من عقدة البداية ٠ وينتهي بعقدة النهاية *، ويكون طوله هو الأكبر **بالمسار الحرج Critical Path**، كل عقدة ضمن المسار الحرج (ما عدا العقدتين *,٠ والعقد التي تسبق العقدة * مباشرةً) تكون متبوعة إما بالعملية التالية على نفس الآلة أو بالعملية التالية على نفس العمل) [١٣]، كمثال على ذلك المسار الحرج المشار إليه بالخطوط المنقطة في الشكل (٢-٨).

يمكن لحل المسألة أن يمتلك أكثر من مسار حرج، وربما تكون بعض العقد الحرجة مكررة في أكثر من مسار حرج لنفس الحل.



تشير الخطوط المنقطة إلى المسار الحرج

العقد الحرجة هي العقد ذات اللون الغامق

الكتلة الحرجة هي العقد ذات نمط الخلفية المختلف من ضمن العقد الحرج

الشكل (٢-٨): التمثيل بطريقة المخطط المتقطع لحل المسألة ٣×٣ المعطى بالشكل (٢-٥).

ندعو العقد الموجودة ضمن المسار الحرج بالعقد الحرجة **Critical Nodes**، كمثال عليها العقد ذات اللون الغامق في الشكل (٢-٨).

ندعو العدد الأكبر من العقد الحرجة المتتابعة التي سيتم تنفيذها على نفس الآلة **بالكتلة الحرجة Critical Block**، كمثال عليها العقد ذات نمط الخلفية المختلف (المتقطع) في الشكل (٢-٨).

من الواضح أنّ تابع الهدف للجدول S يساوي إلى طول المسار الحرج $C_{\max} = L(S)$، وبهذا تؤول مسألتنا في ضوء تمثيل المخطط المتقطع إلى مسألة إيجاد اختيار كامل و متوافق يُقلل من طول المسار الحرج قدر الإمكان [٨].

حسب الصياغة السابقة، وكما رأينا في فقرة سابقة، فإنّ مسألة جدولة الأعمال الصناعية يمكن تفسيرها كمسألة تحديد الترتيب بين العمليات التي يجب تنفيذها على نفس الآلة، وهذا يعني تحديد الأسبقيات بين هذه العمليات، وهذا يتطلب اختيار أحد اتجاهي كل سهم من الأسهم المتقطعة ثنائية الاتجاه؛ لتتحول جميعها إلى مستمرة وأحادية الاتجاه؛ ليصبح المخطط كله مستمراً بدلاً من أن يكون متقطعاً.

من الواضح أنّه يوجد $(n_1)!(n_2)!.......(n_m)! = (n!)^m$ ترتيب ممكن، على اعتبار n عدد الأعمال و m عدد الآلات، فحتى من أجل عيّنة من الحجم ١٠×١٠ للمسألة ينتج لدينا $(10!)^{10} = 3.96 \times 10^{65}$ ترتيب ممكن، وهذا يعطينا فكرة عن الضخامة الهائلة لفضاء البحث، بالطبع الحلول المقابلة لهذه التراتيب ليست جميعها مُجدية، وإنما يوجد عدد كبير منها لا يتوافق مع قيود المسألة [١٤].

٢-٤-٥- صعوبة المسألة ودرجة تعقيدها:

إنّ مسألة جدولة الأعمال الصناعية المعيارية هي من مسائل الأمثلة التوافقية التي تلقت اهتماماً كبيراً، وكُتب عنها بوفرة ملفتة للنظر، تنتمي هذه المسألة إلى المسائل الأكثر صعوبةً في التطرق [٥].

تنتمي مسألة جدولة الأعمال الصناعية إلى الفئة NP-Hard من حيث درجة التعقيد، إلا في بعض الحالات الخاصة، عندما يكون معيار الأمثلية مختلفاً عن زمن الانتهاء الكلي $\gamma \neq C_{\max}$، وعدد الآلات أقل

من ثلاثة $m < 3$، ويعود السبب في ذلك إلى ضخامة فضاء البحث $(n!)^m$، فمن غير المُجدي حسابياً المرور على كل حل من هذا الفضاء من أجل إيجاد الحل الأمثل للمسألة بسبب أنّ الزمن اللازم لذلك سيزداد أُسّياً Exponentially مع ازدياد حجم المسألة [١٥].



الفصل الثالث

طرق الحل المعروفة

٣- طرق الحل المعروفة:

يوجد طرق كثيرة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية، ولكن حسب طريقة البحث ضمن فضاء الحلول، يمكن تصنيف معظم الطرق ضمن صنفين أساسيين، وهما:

الطرق التامة Exact Methods، و**الطرق التقريبية Approximation Methods**.

تُعتبر معظم الطرق التقريبية مرتبطة بمفاهيم الذكاء الصنعي، وفي بحثنا هذا سوف يتم التركيز على الطرق التقريبية، بسبب تفوقها في حل مسائل الأمثلة التوافقية بشكل عام [٧].

٣-١- الطرق التامة Exact Methods:

يوجد عدد كبير من الطرق التامة، ومن أهمها خوارزمية فرّع وقيّد Branch and Bound، وهي عبارة عن خوارزمية تعدادية، تقوم بالبحث عن الحل الأمثل تماماً ضمن شجرة الحلول، شجرة الحلول يتم بناؤها ديناميكياً من أجل تمثيل كل الحلول الفعّالة ضمن فضاء البحث، يبدأ البحث عند العقدة الأعلى (الجذر) ونحو المستويات الأعمق حتى الوصول إلى العقد في المستوى الأسفل، وفقاً لمعايير محددة، عند الوصول إلى أي عقدة خلال عملية البحث، عندها إذا كانت قريبة من الحل الأمثل، فإنّه يتم تضمينها و فروعها في شجرة البحث، أو يتم تقليمها و فروعها من شجرة البحث في الحالة المعاكسة.

أعطت هذه الخوارزمية نتائج جيدة مع عينات مسألة جدولة الأعمال الصناعية ذات الحجم الصغير [١٦] [١٧] [١٨]، لكنها فشلت مع العينات ذات الحجم الأكبر بسبب الكلفة الحسابية الهائلة المطلوبة لإيجاد الحلول، حيث أنّه لم تستطع أي خوارزمية من حل المسألة بكلفة حسابية ترتبط بعلاقة كثير حدود Polynomial مع حجم المسألة، وإنما تزداد الكلفة الحسابية بشكل أسي مع ازدياد حجم المسألة [٧]، ما أدى إلى الحد من استخدامها [١٩].

٣-٢- الطرق التقريبية Approximation Methods:

كما رأينا سابقاً، إنّ استخدام الطرق التامة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية ينتج غالباً بأزمنة

حساب غير مقبولة عملياً، هذه النتائج دفعت الأغلبية من الباحثين في هذه المسألة إلى التوجه نحو الطرق التقريبية، في الطرق التقريبية لا يوجد ضمانة بالحصول على الحل الأمثل، ولكن يمكن الحصول على حلول مُجدية قريبة لحدٍ ما من الحل الأمثل، في أزمنة حسابية مقبولة عملياً، وهذا لم يقتصر على مسألة جدولة الأعمال الصناعية فحسب بل على كافة مسائل الأمثلة التوافقية.

يمكن تصنيف الطرق التقريبية ضمن فئتين أساسيتين: **الطرق الاجتهادية Heuristic** و**الطرق ما بعد الاجتهادية Meta Heuristic** [٧].

٣-٣- الطرق الاجتهادية Heuristics Methods:

تُمثّل هذه الطرق الشكل الأبسط للطرق التقريبية، يمكن تصنيف هذه الطرق إلى صنفين أساسيين: **بنّاءة (أو استنتاجية) Constructive** و **بحث محلّي Local Search** [٢٠].

٣-٣-١- الطرق الاجتهادية البنّاءة Constructive Heuristics Methods:

تقوم الخوارزميات البنّاءة بتوليد الحل تدريجياً بداية من العدم، حيث تقوم في كل مرحلة أو تكرار بإضافة أجزاء من الحل إلى الحل الجزئي الذي يكون مهيئاً بقيمة فارغة في البداية، غالباً ما تكون هذه الأجزاء عمليات أو في بعض الحالات آلات.

من أهم الطرق البنّاءة التي تم استخدامها لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية: خوارزمية GT، وقواعد أولوية التوصيل Priority Dispatching Rules، وإجرائية إزاحة عنق الزجاجة Shifting Bottle Neck Procedure (SBI).

٣-٣-٢- خوارزمية GT:

يُعتبر B.Giffler وزميله G.L.Thompson من أوائل الباحثين الذين عملوا على حل مسألة جدولة الأعمال في بداية الخمسينيات [٢١]، بيّن هذان العالمان آنذاك أنّه من غير الضروري البحث عن الحل الأمثل في جميع الحلول الممكنة، وأنّه يكفي البحث ضمن الجزء من فضاء البحث الذي يحتوي على الحلول الفعّالة

فقط، وبناءً على ذلك اقترحا أول خوارزمية بنّاءة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية وهي خوارزمية GT، من ثم قام H.Fisher وزميله Thompson G.L. [٢٢] باقتراح ثلاث عيّنات من هذه المسألة وهي: ft٠٦, ft١٠, ft٢٠، هذه العينات فيما بعد أصبحت معياراً لقياس مردود الطرق المطبّقة للحل، من الجدير بالذكر أنّ العيّنة ft١٠ بقيت بمثابة تحدٍ للباحثين لأكثر من ٢٥ سنة، حتى قام Carlier وزميله Pinson بإيجاد الحل الأمثل لها مع إثبات أمثليته [١٦].

تقوم خوارزمية GT بتعريف مجموعة تعارض لكل آلة، هذه المجموعة ستحتوي العمليات المتنافسة على تلك الآلة، ويتم اختيار العملية التالية التي سيتم معالجتها من تلك المجموعة بطريقة تمنع ترك فترة بطالة زمنية كافية للسماح بنقلة يسارية مباحة، وإذا وُجد أكثر من عملية تُحقّق ذلك، فإنّه يتم اختيار واحدة منهم عشوائياً، ويتم تكرار ذلك حتى تتم جدولة جميع العمليات، والجدول الناتج سيكون فعّالاً بكل تأكيد.

من أجل الحصول على نتائج أفضل، عادةً يتم استبدال الاختيار العشوائي باختيار مبني على قواعد أولوية التوصيل Priority Dispatching Rules [٢٣]، على سبيل المثال قاعدة العملية ذات زمن المعالجة الأصغرShort Processing Time تختار من مجموعة التعارض العملية ذات زمن المعالجة الأصغر و هكذا ... [٨].

تُعتبر الحلول الناتجة عن هذه الخوارزمية قليلة الكفاءة لدرجة كبيرة بالمقارنة مع الطرق الأخرى، لكنها تمتاز بكونها من النوع الفعّال، ولهذا غالباً تُستخدم هذه الخوارزمية لبناء الحلول البدائية للخوارزميات الأخرى.

٣-٣-٣- قواعد أولوية التوصيل Priority Dispatching Rules:

هي عبارة عن خوارزميات مرور واحد One pass algorithms من النوع الطمع Greedy type، تبني حلاً من خلال تسلسل من القرارات المبنية على ماهية المبرمج، وعلى ما يبدو الأفضل محلّياً، وحالما تكون قد نُفِّذت هذه القرارات فهي نهائية، في مسألة جدولة الأعمال الصناعية تُمثّل هذه القرارات عمليات اختيار عملية محددة وفقاً لمعيار اجتهاد Heuristic criterion محدد من مجموعة عمليات جزئية؛ ليتم

إضافتها إلى الجدول الجزئي Partial Schedule السابق، ويتم تكرار هذه القرارات حتى الوصول إلى الجدول الكامل [٢٤] .

أحد أهم التطبيقات لقواعد التوصيل هي خوارزمية GT التي تعتبر الأساس المشترك في آلية عمل معظم الطرق الاجتهادية المعتمدة على قواعد التوصيل، عندما نريد اختيار عملية ما من مجموعة التعارض (العمليات المتنافسة على الآلة المعتبرة)، فإننا نعتمد قاعدة أو مجموعة من القواعد من أجل الاختيار، على سبيل المثال: من أجل قاعدة زمن العملية الأصغر Shortest Operation Time (SOT) نختار العملية ذات زمن المعالجة الأصغر، من أجل قاعدة الزمن المتبقي الأكبر Most Remaining Work (MWKR) نختار العملية التي تنتمي للعمل الذي تبقى له زمن أكبر حتى ينتهي.

يبين الجدول (٣-١) أشهر قواعد التوصيل المستخدمة في مسألة جدولة الأعمال الصناعية [٧].

تمتاز قواعد التوصيل بسهولة الصياغة وقلة الكلفة الحسابية؛ ولهذا تُعتبر مناسبة جداً لتطبيقات الزمن الحقيقي Real Time Applications [٥]، لكن من الناحية الأخرى تعطي حلولاً أقل كفاءةً بالمقارنة مع إجرائية إزاحة عنق الزجاجة، ومع التطور السريع في تكنولوجيا الحاسبات أصبح من الأفضل تطبيق طرق تعطي حلولاً أفضل، ولو بكلفة حسابية أكبر [١٢].

الجدول (٣-١): أشهر قواعد التوصيل المستخدمة في مسألة جدولة الأعمال الصناعية.

Rule	Description
SOT	An operation with the shortest processing time on the machine considered
LOT	An operation with longest processing time on the machine considered
LRPT	An operation with longest remaining job processing times
SRPT	An operation with shortest remaining job processing times
LORPT	An operation with highest sum of tail and operation processing time
Random	The operation for the considered machine is randomly chosen
FCFS	The first operation in the queue of jobs waiting for the same machine
SPT	A job with smallest total processing time
LPT	A job with longest total processing time
LOS	An operation with longest subsequent operation processing time
SNRO	An operation with smallest number of subsequent operations
LNRO	An operation with largest number of subsequent operations

٣-٣-٤- إجرائية إزاحة عنق الزجاجة Shifting Bottleneck Procedure:

تُعتبر إجرائية إزاحة عنق الزجاجة التي اقترحها Adams وزملاؤه [١٢] من أنجح و أقوى الطرق الاجتهادية البنّاءة في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية، تعتمد هذه الخوارزمية فكرة أساسية وهي: إنّ حل مسألة جدولة آلة واحدة لكل آلة من الآلات بشكل دوري، بدأً من الآلة التي تُشكّل عنق الزجاجة (إعطاء أفضليات بين الآلات) بشكل أمثل، يتوافق مع الحل الأمثل لمسألة جدولة الآلات ككل [٧].

في البداية تقوم هذه الخوارزمية بحل مسألة إيجاد الحل الأمثل لكل آلة على حدة،؛ لتوجد الحل الأمثل لكل منها، ومن ثم تقوم بمقارنة زمن الانتهاء الكلي لكل منها؛ لتوجد الآلة التي تُشكّل عنق الزجاجة التي ستكون الآلة ذات زمن الانتهاء الكلي الأكبر، ثم يتم اعتبار الآلة عنق الزجاجة بأنها مجدولة ويتم تكرار ذلك على الآلات غير المجدولة المتبقية، حتى لا يتبقى آلات غير مجدولة.

تفوقت إجرائية إزاحة عنق الزجاجة على باقي الطرق الاجتهادية البنّاءة وأعطت حلولاً قريبة من الأمثل مع العينات ذات الحجم الصغير، تكمن قوة هذه الخوارزمية في قوة خوارزمية Carlier [٢٥] في حل مسألة أمثلة آلة واحدة (إيجاد الحل الأمثل لآلة واحدة) [٧]، إذ أنها قادرة على الوصول إلى حلول ممتازة، بالرغم من أنّ مسألة أمثلة الآلة واحدة هي [١٢] NP-Hard .

من ناحية أخرى، من عيوب هذه الخوارزمية الكلفة الحسابية الكبيرة وعملياً تزداد الكلفة الحسابية بشكل ملحوظ أكثر مع ازدياد عدد الآلات بالمقارنة مع ازدياد عدد الأعمال، بالإضافة إلى أنّه افتراض الخوارزمية أنّ العديد من اتجاهات الأسهم المشكِّلة للحل الأمثل لمسألة أمثلة آلة واحدة، تتوافق مع اتجاهات الأسهم المشكِّلة للحل الأمثل للمسألة ككل، هو افتراض خاطئ، وبالتالي هذه الطريقة لن تستطيع أن تقودنا إلى الحل الأمثل العام [٧].

حاول العديد من الباحثين حديثاً تحسين عمل الخوارزمية، بطرق شتى ومنهم:

Roser وزملاؤه [٢٦]، اعتمد الباحثون طريقة جديدة لاكتشاف الآلة عنق الزجاجة، واعتبر الآلة عنق الزجاجة، هي: الآلة التي تبقى فترة أطول في حالة عمل دون مقاطعة من باقي الآلات عند لحظة معيّنة، هذه

الطريقة خفّضت من الكلفة الحسابية بشكل كبير، لكن بالمقابل التحسينات في الحلول كانت طفيفة.

Defu وزملاؤه [٢٧] اعتمد الباحثون على فكرة تحسين طريقة حل المسألة لآلة واحدة، من أجل تحسين الخوارزمية ككل، أعطت مساهمتهم نتائج أفضل قليلاً من الخوارزمية التقليدية.

رغم التحسينات التي أجريت على الخوارزمية كتخفيض الكلفة الحسابية أو تحسين المردود بشكل خفيف إلا أنّ الخوارزمية ما زالت تعاني من العيوب المذكورة سابقاً.

٣-٤- الطرق الاجتهادية المحلّية Local Search Heuristics Methods:

اعتمدت طرق البحث المحلّية في حل مسائل الأمثلة على فكرة أساسية، وهي أنّه يمكن تحسين حل المسألة المعتبرة، وذلك بتطبيق تغييرات طفيفة عليه، ويتم تغيير الحلول بشكل متكرر، من أجل الوصول إلى حلول أفضل [٢٨]، وكنتيجة لتلك الفكرة تم تحديد سلوك خوارزميات البحث المحلّي كالآتي:

يبدأ البحث من حل بدائي للمسألة (على الأغلب يتم توليده بطرق اجتهادية بنّاءة)، وباستخدام تابع الجيرة (الذي يُعرّف ماهية التغييرات) يتم توليد مجموعة الحلول المجاورة للحل الحالي، ومن ثم يتم البحث عن حل أفضل من الحل الحالي ضمن مجموعة الحلول المجاورة، ويتم اعتماده كحل أفضل، ويستمر تكرار هذه العملية حتى الوصول إلى شرط التوقف، يبين الشكل (٣-١) إطار عمل خوارزمية التحسين المحلّية بشكلها العام.

فيما سنورد بعض التعاريف الأساسية المتعلقة بالبحث المحلّي:

يُشير المصطلح بحث محلّي Local search إلى منهج Approach عام يُطبّق من أجل الوصول إلى حل أمثل جزئي Suboptimal لمسائل الأمثلة.

بفرض أنّ $\Im$ تُمثّل مجموعة الحلول المُجدية لمسألة أمثلة يكون الهدف منها تصغير Minimization تابع الهدف، عندها يمكن تعريف **تابع الجوار Neighborhood Function** بأنه تابع $N : \Im \to 2^{\Im}$ يقوم من أجل كل حل $x \in \Im$ بتعريف مجموعة من الحلول المجاورة له $N(X) \in \Im$، تُدعى $N(X)$ بالجوار Neighborhood ، ويُدعى كل حل ضمنها بجار Neighbor للحل x [٢٩].

ندعو الحل $X \in \Im$ **أصغرياً محلّياً (أو أمثلياً) Local Minimum (or Optimal)** بالنسبة لتابع الجوار

إذا تحقق أنّه $f(x) \le f(y) \; for \; all \; y \in N(x)$.

بينما ندعو الحل $X \in \Im$ **أصغرياً عاماً (أو أمثلياً) Global Minimum (or Optimal)** إذا تحقق أنّه $f(x) \le f(y) \; for \; all \; y \in \Im$.

يوجد عدد كبير من خوارزميات البحث المحلّية، فيما يلي سنقتصر بذكر أهم الخوارزميات التي تم تطبيقها لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية، وهي [٢٨]:

١- خوارزمية التحسين المتكرر (أو تسلق الهضبة) Iterative Improvement algorithm (IIA) (or Hill Climbing).

٢- خوارزمية محاكاة التبلور Simulated Annealing (SA).

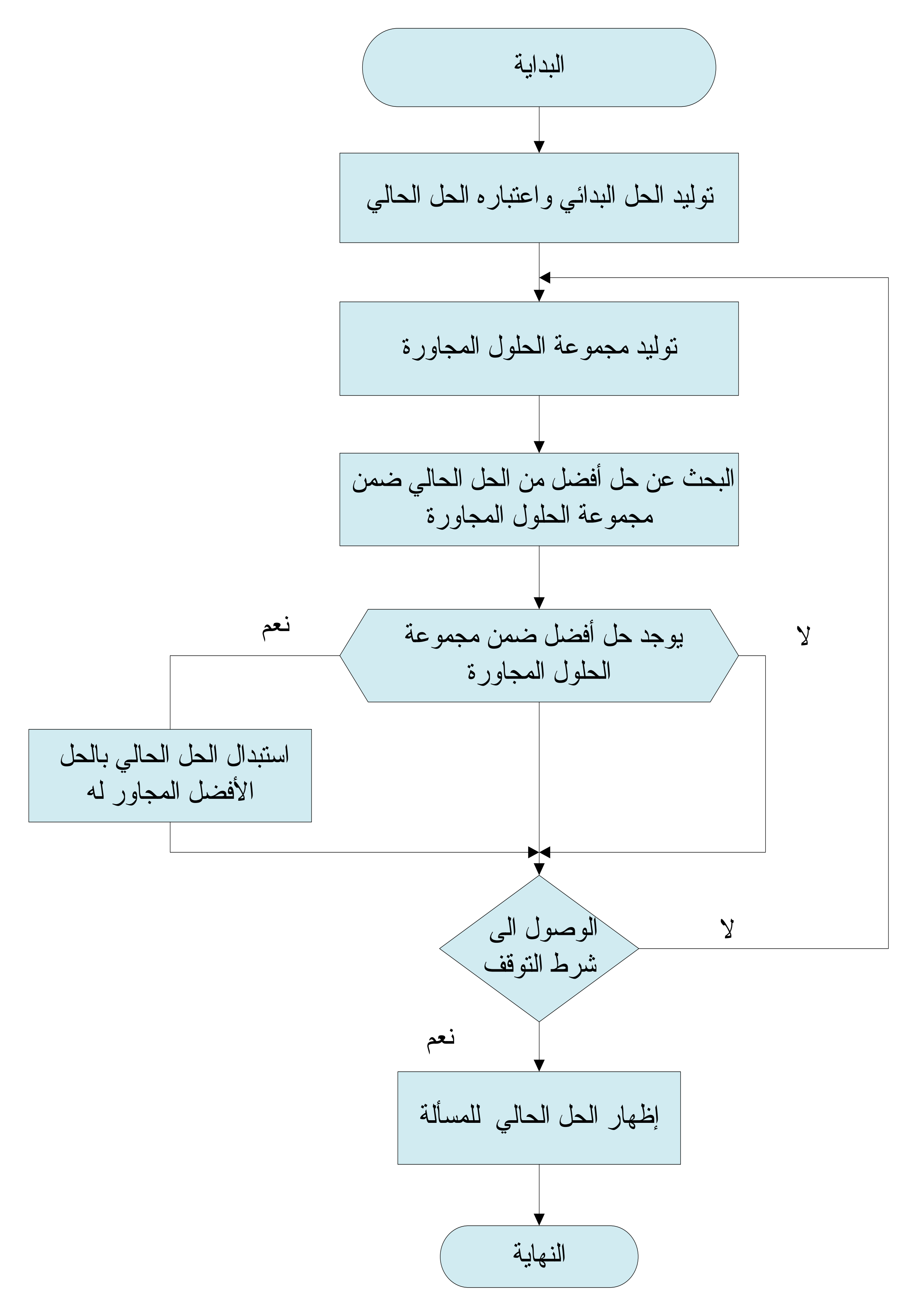
٣- خوارزمية البحث المُحرّم Tabu Search (TS).

بالنسبة لخوارزمية التحسين المتكرّر فهي الأبسط من بين كل الطرق، ويتم تصنيفها ضمن الطرق الاجتهادية. أما بالنسبة لباقي طرق البحث المحلّية المذكورة فتُعدُّ أكثر ذكاءً وتعقيداً، ويتم تصنيفها ضمن الطرق ما بعد الاجتهادية؛ ولهذا سنقوم بالتطرق لها عند دراسة الطرق ما بعد الاجتهادية في الفقرات اللاحقة [٢٠].

٣-٤-١- خوارزمية التحسين المتكرر Iterative Improvement Algorithm:

تتبع هذه الخوارزمية السلوك العام لخوارزميات التحسين المحلّي المبين بالشكل (٣-١)، ولكن مع اعتبار أنّ مجموعة الجوار تحتوي حل مجاور واحد، تم تطبيق هذه الخوارزمية لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية من قبل Vaessens وزملاؤه [٢٨]، بالطبع النتائج كانت متواضعة جداً، من حيث أنّه من السهل جداً لهذه الخوارزمية الوقوع في حل أمثل محلّي، لأن هذه الخوارزمية لا تتقبل تراجعاً في قيمة كفاءة تابع الهدف (لا يمكن قبول حل مجاور تابع الهدف له أقل كفاءةً من الحل الحالي).

قام الباحثون بتحسين أداء الخوارزمية قليلاً، وذلك بالسماح بتوليد مجموعة من الحلول المجاورة في كل تكرار بدلاً من حل مجاور واحد وأصبحت الخوارزمية تُدعى خوارزمية الانحدار الحاد Steepest Descent Algorithm (SDA)، لكن هذا التحسّن لم يحل مشكلة الوقوع في حل أمثل محلّي.



الشكل (٣-١): خوارزمية التحسين المحلّي العامة.

المحاولات الأخرى لتحسين الخوارزمية تضمنت إضافة إستراتيجية إعادة بدء عملية البحث من جديد من حلول أخرى مولّدة عشوائياً عند الوقوع في حل أمثل محلّي؛ من أجل الإفلات منه [٢٠]، إلا أنّ هذه الإستراتيجية لم تثبت نجاحها أيضاً، مما حد من استخدام هذه الخوارزمية، ودعا الباحثون في استكشاف طرق بحث محلّية أكثر تعقيداً، يمكنها باستخدام استراتيجيات معيّنة الإفلات من الحل الأمثل المحلّي، ومتابعة البحث عن حل أمثل أفضل منه أو عن الحل الأمثل العام، كما هو الحال في خوارزمية محاكاة التبلور أو البحث المُحرّم [٢٩].

٣-٥- الطرق ما بعد الاجتهادية Meta Heuristic Methods:

إنّ الأزمنة الحسابية غير المقبولة للطرق التامة، بالإضافة إلى الحلول المتواضعة التي أنتجتها الطرق الاجتهادية، دفع العلماء إلى البحث عن طرق جديدة لحل مسائل الأمثلة التوافقية، كنتيجة لذلك ظهرت في العقود الأخيرة طرق استكشاف تقريبية جديدة تُدعى الطرق ما بعد الاجتهادية Meta Heuristic Methods، هذه الطرق بالرغم من أنها صعبة الصياغة والتوليف، إلا أنها تُعطي حلولاً أفضل من سابقاتها.

تقوم الطرق الاجتهادية البسيطة باستكشاف فضاء الحلول بخطوات مبنية على قواعد قصيرة البصر ولا تعطي تلك الحيوية أو النشاط في عملية سبر واستكشاف فضاء الحلول، ولهذا تكون عرضة للوقوع في حل أمثل محلّي.

أما الطرق ما بعد الاجتهادية فتقوم بتوحيد الطرق الاجتهادية البسيطة في إطار عمل ذو مستوى أعلى؛ من أجل استكشاف فضاء الحلول بطرق أذكى وبخطوات مبنية على معرفة أكبر؛ من أجل تفادي الوقوع في حل أمثل محلّي، حيث أنّها يمكن أن تقع في حل أمثل محلّي، ولكن يمكنها أيضاً الإفلات منه من أجل متابعة عملية البحث والوصول إلى حل أمثل محلّي آخر أفضل (قريب من الحل الأمثل العام) أو إلى الحل الأمثل العام، ولكل طريقة من طرق ما بعد الاجتهادية أسلوبها الخاص في المحاولة لتحقيق ذلك [٧].

يوجد مصطلحان مستخدمان بكثرة في مجال استخدام طرق ما بعد الاجتهادية في مسائل الأمثلة التوافقية، ومن المهم التعرّف عليهما، وهما:

- **تنويع البحث (Diversification (or Exploration:** يُقصد به استكشاف مناطق جديدة واسعة في فضاء البحث.
- **تكثيف البحث (Intensification (or exploitation:** يقصد به تركيز البحث ضمن منطقة ضيقة من فضاء البحث، عادةً في منطقة الجوار لنقطة معيّنة [٣٠].

يمكن تصنيف طرق ما بعد الاجتهادية بعدة طرق، وهي [٢٠]:

- **مستوحاة من الطبيعة مقابل غير المستوحاة من الطبيعة Nature-inspired vs. non-nature inspired:**

يعتمد هذا التصنيف على دراسة أصول Origins طريقة ما بعد الاجتهادية فيما إذا كانت مستوحاة من الطبيعة أم لا، وبهذا تكون الخوارزميات مثل الجينية Genetic والنمل Ant مستوحاة من الطبيعة، بالمقابل تكون الخوارزميات مثل البحث المُحرّم غير مستوحاة من الطبيعة.

هذا التصنيف غير دقيق لأنه يمكن للخوارزميات المهجّنة أن تكون مؤلفة من أجزاء تعود لكلا الصنفين، وعندها يصعب تصنيفها، بالإضافة إلى أنّه في بعض الأحيان يصعب الحكم بشكل مطلق على خوارزمية ما إن كانت تنتمي لأحد التصنيفين، مثلاً ما هو الرد على السؤال التالي: هل استخدام الذاكرة في طريقة البحث المُحرّم هو غير مستوحى من الطبيعة أيضاً.

- **مبني على مجتمع مقابل نقطة واحدة Population-based vs. single point:**

يعتمد على عدد الحلول التي تتعامل الخوارزمية معها في آن واحد، هل تتعامل الخوارزمية مع مجتمع من الحلول أم مع حل وحيد، الخوارزميات المبنية على نقطة واحدة تتعامل مع حل وحيد وتُدعى طرق المسار المنحني Trajectory Methods، تقوم هذه الطرق بتحسين الحل الحالي باستكشاف الحلول المجاورة له من خلال مجموعة من الخطوات، وتتضمن خوارزميات مثل البحث المُحرّم، محاكاة

التلدين، وكلها تتشارك في وصفها لمسار منحني في فضاء الحلول أثناء عملية البحث ضمنه.

بينما تتعامل الطرق المبنية على مجتمع مع مجموعة من الحلول، تتعاون هذه الحلول فيما بينها، من أجل توظيف الخبرة المكتسبة من عمليات البحث السابقة، في توجيه عمليات البحث اللاحقة، إلى حلول من المتوقع أن تكون أكثر كفاءةً، ويتم ذلك عادةً باستخدام اجرائيات تقوم بشكل متكرر باستبدال الحلول السابقة بحلول جديدة لاحقة، من المتوقع أن تكون أفضل، تتضمن هذه الطرق خوارزميات كالخوارزمية الجينية وخوارزمية النمل، وتصف تطور Evolution مجموعة من النقاط في فضاء الحلول.

- **تابع هدف ديناميكي مقابل آخر ستاتيكي Dynamic vs. static objective function:**

يمكن تصنيف طرق ما بعد الاجتهادية أيضاً حسب طريقة استخدام تابع الهدف، بينما تقوم بعض الخوارزميات بحفظ تابع الهدف كما هو معطى في تمثيل المسألة طيلة فترة البحث، تقوم بعض الخوارزميات الأخرى مثل البحث المحلّي الموجّه Guided Local Search (GLS) بتعديله أثناء عملية البحث وذلك من أجل الإفلات من حل أمثل محلّي.

- **بنية جوار واحدة مقابل متعددة One vs. various neighborhood structure:**

معظم طرق ما بعد الاجتهادية تستخدم بنية جوار واحدة طيلة فترة البحث، بينما تقوم بعض الخوارزميات الأخرى مثل بحث متحول الجيرة Variable Neighborhood Search (VNS) باستخدام بنى جوار متعددة، والتبديل من واحدة لأخرى أثناء البحث من أجل تنويع البحث.

- **استخدام ذاكرة مقابل بدون ذاكرة: Memory usage vs. memory-less:**

يتم فيها تصنيف طرق ما بعد الاجتهادية اعتماداً على استخدامها لذاكرة لحفظ معلومات عمليات البحث السابقة، كخوارزمية البحث المُحرّم أم عدم استخدامها لذلك، كخوارزمية محاكاة التلدين.

خلال هذا البحث سنقوم بتبني طريقة التصنيف مجتمع مقابل نقطة واحدة.

تم تطبيق معظم طرق ما بعد الاجتهادية لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية، فيما يلي سنقوم بشرح أهم الطرق مع محاسنها ومساوئها [٧].

٣-٦- الطرق المبنية على مجتمع Population-based Methods:

يوجد العديد من الطرق المبنية على مجتمع، فيما يلي سنكتفي بعرض الطرق التطورية Evolutionary Methods وطرق ذكاء الأسراب Swarm Intelligence (SI) ، التي تُعتبر من أهم الطرق في مجال مسائل الأمثلة التوافقية.

٣-٧- الخوارزميات التطورية Evolutionary Algorithms:

يُعتبر الحساب التطوري Evolutionary Computation (EC) أحد فروع علوم الذكاء الحسابي Computational Intelligence (CI) الذي بدوره يُعتبر أحد فروع علوم الذكاء الصنعي.

يعتمد الحساب التطوري في تصميم وبناء أنظمة حل المسائل حاسوبياً على نماذج من عمليات التطور مستوحاة من عملية التطور الطبيعي، بشكل خاص تُعتبر مبادئ داروين Darwin في الاصطفاء الطبيعي Natural Selection الملهم الأساسي له.

يفترض داروين في مبدئه الاصطفاء الطبيعي، أنّه في أي مجتمع يضم عدداً من الأفراد، فإنّ الأفراد الذين يُبدون تكيّف أكبر مع البيئة المحلّية سيحملون مميزات أفضل، أي سيتمتعون بملاءمة Fitness أعلى، وسيكون لهم فرصة أكبر في مواصلة العيش والتكاثر، وبالتالي إنتاج ذرية أكبر من غيرهم، وهذا ما يُدعى أيضاً **البقاء للأفضل Survival the best**، إذا كانت تلك المميزات قابلة للتوريث، فإنها ستنتقل إلى الأجيال اللاحقة، وهذا يؤدي إلى أنّ الميزات الأكثر نفعاً وصلاحيةً للبقاء ستصبح أكثر شيوعاً في الأجيال اللاحقة، والأكثر من ذلك أنّ **التطور Evolution:** هو عبارة عن تغيّر في ميزة تُورّث، هذا التطور الذي تُحدِثه الطبيعة يمكن أن ينتج عن طفرة Mutation عشوائية، أو عن ما يُدعى إعادة التركيب الجيني Genetic Recombination (مزاوجة جينات الصبغيات للأبوين بطريقة ما وإعطائها للولد).

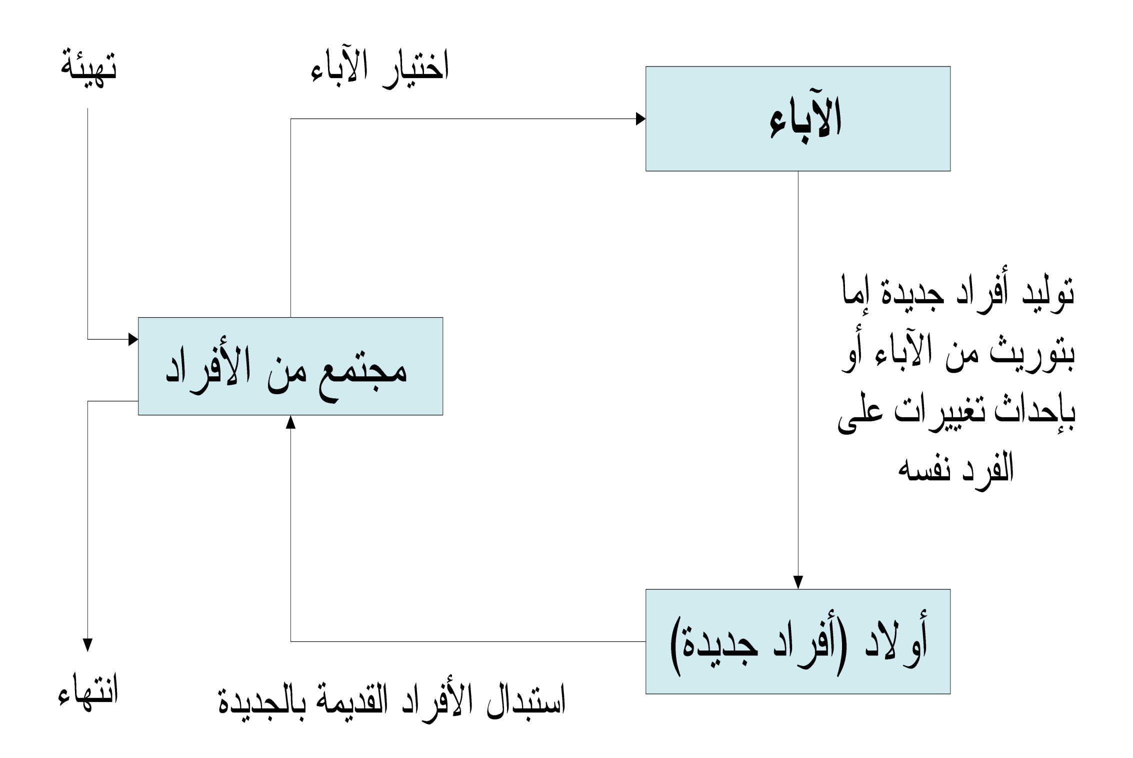
بشكل مشابه تتعامل خوارزميات الحساب التطوري أثناء البحث عن حل لمسألة ما مع مجتمع يضم العديد من الحلول (أو أجزاء من الحلول، أو أي شيء يمكن تحويله بواسطة إجرائية ما إلى حلول)، و يُلحق بكل حل قيمة تُمثّل مدى جودة Quality ذلك الحل بالنسبة لباقي حلول المجتمع (عادةً تابع الملاءمة).

تقوم خوارزميات الحساب التطوري بشكل متكرر بمزاوجة الأفراد ذوي الجودة الأعلى (نسبةً للمسألة المراد حلها) بنسبة أكبر؛ من أجل تكوين جيل جديد يحمل الصفات الأفضل من الجيل الأسبق (التصالب في الخوارزمية الجينية)، واختيار أفراد آخرين عشوائياً لإحداث تغيير في بنيتهم الجينية (الطفرة في الخوارزمية الجينية)، هكذا وتستمر الخوارزميات بالتكرار حتى الوصول إلى الحل الأمثل، أو التوقف نتيحه الوصول إلى عدد محدد يتعلق بعدد التكرارات، أو قيمة معيّنة لتابع الهدف، يبين الشكل (٣-٢) دورة التطور ضمن أي خوارزمية تطورية، بينما يبين الشكل (٣-٣) أهم المصطلحات المستخدمة في عمليات التطور وما يقابلها في مجال حل المسائل [٣١].

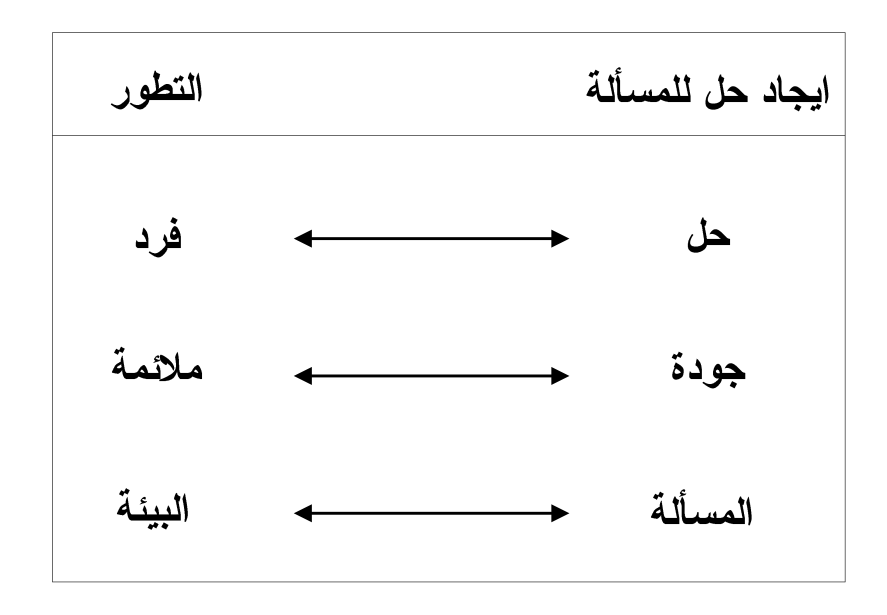
من المثير للدهشة أنّ بدايات تطبيق مبادئ داروين في طرق حل المسائل بشكل مؤتمت Automated Problem Solving تعود إلى الأربعينيات منذ أن قام Turing بنشر مقالته "Genetic Or Evolutionary Search" في عام ١٩٤٨، التي ناقش فيها فيما إذا كانت تستطيع الآلة أن تبدي ذكاءً (لم يذكر أي شيء عن مجتمعات وإعادة التوحيد، ولكنه ذكر أنّه يمكن تحسين حل واحد بإحداث طفرات وتوريث له، وتطبيق الاصطفاء الطبيعي عليه)، تبع Turing العديد من العلماء مثل، Fraser في عام ١٩٥٧ الذي اقترح توحيد حلين لإنتاج حل واحد، و Bremermann في عام ١٩٦٢ الذي اقترح إمكانية توحيد العديد من الحلول لتشكيل حل واحد.

خلال الستينيات بدأ تطوير تلك الأفكار الأساسية في ثلاثة اتجاهات متباينة وفي أماكن مختلفة:

- Fogel, Owens, Walsh في أمريكا، و دعوا طريقته **البرمجة التطورية Evolutionary Programming (EP)**.
- Holland أيضاً في أمريكا، ودعى طريقته **الخوارزمية الجينية Genetic Algorithm (GA)**.
- Rechenberg, Schwefel في ألمانيا، ودعوا طريقتهم **الإستراتيجيات التطورية Evolution Strategies (ES)**.



الشكل (٣-٢): دورة التطور ضمن أي خوارزمية تطورية.



الشكل (٣-٣): أهم المصطلحات المستخدمة في عملية التطور وما يقابلها في حل المسائل.

استمر العمل بهذه الاتجاهات بشكل منفصل لأكثر من ١٥ سنة، ولم يتم ضمهم تحت عنوان واحد حتى التسعينيات، حيث تم اعتبارهم كثلاث تمثيلات مختلفة لتكنولوجيا واحدة هي الحساب التطوري.

في بداية التسعينيات قام مجموعة علماء وعلى الأخص Koza بتطوير اتجاه جديد يسلك نفس الفكرة العامة، تم تسميته **البرمجة الجينية (Genetic Programming (GP**، وأصبح مصطلح الحساب التطوري يضم حقل المعرفة بأكمله، وتدعى خوارزمياته بالخوارزميات التطورية وتُعتبر كجزء فرعي منه، وهي : البرمجة التطورية، الاستراتيجيات التطورية، الخوارزمية الجينية، البرمجة الجينية [٣١].

فيما بعد تم إضافة خوارزمية بإستراتيجية بحث جديدة مشابهة لخوارزميات التطورية القياسية وهي خوارزمية التطور التفاضلي **(Differential Evolution (DE** الذي قام بتصميمها Price and Storn في عام ١٩٩٥.

فيما يلي سنقوم بوصف كل من الخوارزميات التطورية السابقة وتطبيقاتها على مسألة جدولة الأعمال الصناعية منوهين بأن أكثر الأعمال و المقالات المنشورة في هذا المجال اعتمدت طريقة الخوارزمية الجينية [٧].

٣-٧-١- الإستراتيجية التطورية Evolutionary Strategies:

تُعتبر على الأغلب من أول التطبيقات العملية الناجحة للبحث التطوري، بدأ العمل عليها منذ ١٩٦٤ في ألمانيا ـ جامعة برلين التقنية على يد Rechenberg و Schwefel، بمساعدة Bienert ، في البدايات استخدموا الإستراتيجية التطورية لحل مسائل ميكانيكا الموائع Fluid Mechanics كإيجاد الشكل الأمثل لأنبوب ملتوي أو فوهة تدفق فوق صوتي، فيما بعد اتجهوا نحو خوارزمية لحل مسألة إيجاد القيمة الأمثل لتابع عام.

إنّ النموذج الأبسط لخوارزميتهم يمكن وصفه على الشكل التالي [٣٢]:

١- يتم تعريف المسألة كإيجاد القيم الحقيقية للشعاع X Vector ذي n بعد، والذي يرافق القيمة الصغرى (أو الكبرى) للتابع $F(x):R^n \rightarrow R$، يتم تمثيل الفرد (أو الحل) بزوج يتكون من شعاع وقيمة حقيقة $.V=(X,\sigma)$

٢- يتم تهيئة الشعاع الأب (المجتمع يتألف من فرد وحيد) $X=(x_1,x_2......,x_n)$ بقيم حقيقية عشوائية، يتم اختيارها من ضمن مجال مُجدي لكل بُعد، غالباً يكون توزيع هذه القيم البدائية التجريبية هو التوزيع المنتظم (توزيع غوص) (Gaussian Distribution) Uniform Distribution.

٣- يتم توليد فرد جديد (الابن) $X'=(x_1',x_2',.........,x_n')$، من الأب وذلك بإضافة متحول توزيع طبيعي Normal Distribution عشوائي، بمتوسط Mean يساوي إلى الصفر، وانحراف معياري Standard Deviation قيمته محددة مسبقاً، إلى كل قيمة حقيقية مكوّنة للشعاع X: $.x_i^{t+1}=x_i^t+N(0,\sigma) \quad i=1,.......n$

٤- يتم اختيار أحد الفردين، أي بين الأب و ابنه (المرافق للقيمة الأفضل) ليكون أباً للجيل القادم.

٥- يتم تكرار خطوات توليد فرد جديد و اختيار الفرد المرافق للقيمة الأفضل حتى الحصول على حل مُرضي بشكل كافي، أو الخروج بسبب الوصول إلى شرط التوقف المحدد مسبقاً.

نلاحظ أنّه في هذه النسخة المبدئية تم التعامل والمحافظة على حل (فرد) واحد فقط، فالفرد الجديد يستبدل أبيه إذا كانت كفاءته أعلى، بالإضافة إلى المحافظة على قيمة واحدة ثابتة للانحراف المعياري σ أثناء عملية التطور، يرمز لهذا النموذج **ES-(١+١)**.

نلاحظ أيضاً أنّه تم استعمال التوزيع الطبيعي للطفرة، وهي طفرة غير مترابطة Uncorrelated بقيمة σ وحيدة، ولا يوجد مرحلة إعادة توحيد أو تصالب Crossover ضمن عملية التطور.

عانى هذا النموذج من نقطتي ضعف، الأولى: أنّ ثبات قيمة الانحراف المعياري (متوسط حجم القفزة) في كل بُعد قد بطّئ من عملية التقارب للحلول الأمثل، أمّا الثانية أنّ طريقة التطور (البحث) من نقطة

إلى نقطة، هي طريقة ضعيفة، جعلت الخوارزمية عرضة للركود في حل أمثل محلّي [٣٢].

فيما بعد قام Rechenberg في عام ١٩٧٣ باقتراح قاعدة مبنية على التجربة، يتم فيها تغيير قيمة الانحراف المعياري؛ من أجل زيادة سرعة التقارب نحو الحل الأمثل، تُدعى هذه القاعدة **قاعدة النجاح الخِمس rule of success** $\frac{1}{5}$ ، تقول هذه القاعدة أنّه من أجل الحصول على سرعة تقارب أفضل يجب أن يقترب معدل النجاح Success Rate S(h) (أي نسبة عدد الطفرات الناجحة إلى عدد الطفرات الكلية) إلى النسبة $\frac{1}{5}$ وبالتالي يجب زيادة اختلاف عامل الطفرة (زيادة σ) إذا زادت نسبة النجاح عن النسبة $\frac{1}{5}$ ويجب إنقاص الاختلاف (إنقاص σ) إذا نقصت عن النسبة المذكورة حيث S(h) هو معدل النجاح للجيل الأخير h، بالإضافة إلى ذلك قام أيضا باقتراح مجتمع مؤلف من عدة آباء ولكن ينتج وليد واحد فقط [٣٣].

من ثم قام Schwefel في عام ١٩٨١ بتطوير نموذج جديد يتضمن تكيّف ذاتي للانحراف المعياري (حجم القفزة)، وذلك بتضمينه ضمن عملية التطور في كل جيل ليكون هو نفسه عرضة للتطور؛ من أجل تقارب أفضل نحو الحلول الأمثل، وتُدعى هذه الطفرة غير مترابطة بـــ n قيمة للانحراف المعياري σ ،أيضاً استخدم مجتمعاً مؤلفاً من عدة آباء ولكن هذه المرة سينتج عدة أولاد، و ضمن اتجاهين أساسيين هما: **ES-(μ + λ)** و**ES-(μ , λ)** في الأسبق يتم استخدام عدد من الآباء مساوياً لـــ **μ**؛ لتوليد عدد من الأبناء مساوياً لـــ **λ** و يتم التنافس بين الكل من أجل البقاء، ويتم اختيار الأفراد الأفضل بعدد **μ** ليُكوّنوا آباء الجيل القادم، بينما في التالي فقط الأفراد الجدد **λ** سيتنافسون للبقاء حيث (**μ** < **λ**)، ويتم اختيار الأفراد الأفضل منهم بعدد **μ** ليُكوّنوا آباء الجيل القادم، أي سيتم استبدال الجيل بأكمله، وبهذا تكون دورة حياة كل فرد تمتد لجيل واحد فقط، بالإضافة إلى أنّ زيادة عدد أفراد المجتمع يزيد من معدّل الأمثلة خلال عدد محدد من الأجيال، وفي هذا النموذج أصبح تمثيل الفرد $V = (X, \sigma)$ يتم بزوجين من الأشعة $X = (x_1, x_2 ......, x_n)$ ، $\sigma = (\sigma_1, \sigma_2 ......, \sigma_n)$ [٣٢].

التحسينات الإضافية تضمنت طرق إعادة توحيد الأفراد لإنتاج أفراد جديدة، مثل اختيار بعض المكونات من فرد واختيار الباقي من الآخر عشوائياً، أو إيجاد المتوسط الحسابي لقيم المكونات الموافقة لفردين أو أكثر. أيضاً تضمنت التحسينات تطويراً لطرق الطفرة، كالطفرة المترابطة Correlated التي تضم α زاوية الدوران لكل فرد، كعامل آخر لتحديد حجم واتجاه القفزة، غير الانحراف المعياري، وفي هذا النموذج أصبح تمثيل الفرد $V = (X, \sigma, \alpha)$ يتم بثلاثة أشعة $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, ...\alpha_n)$, $\sigma = (\sigma_1, \sigma_2 ......, \sigma_n)$, $X = (x_1, x_2 ......, x_n)$.

تم تطبيق الإستراتيجية بشكل واسع لحل مسائل الأمثلة المستمرة، وبنطاق ضيق لمسائل الأمثلة التوافقية، كونها بشكلها التقليدي أكثر ملاءمةً لحل المسائل المستمرة، منها للتوافقية [٣٢].

أما بالنسبة لتطبيقاتها على مسألة جدولة الأعمال الصناعية فهي نادرة (حسب حدود علمنا) ، وهذا ربما بسبب الحاجة إلى إجرائية تقوم بعملية التحويل من الفضاء المستمر إلى المتقطع وبالعكس، حتى أنّ بعض الباحثين قد عنونوا مقالاتهم بالإستراتيجية التطورية، ولكنها في حقيقة الأمر خوارزمية جينية مثل **Ramiro Varela** في مقالته [٣٤]:

"A knowledge-based evolutionary strategy for scheduling problems with bottlenecks "

هذا ربما بسبب ضعف درايتهم بالتمييز بين تصنيفات خوارزميات الحساب التطوري.

٣-٧-٢- البرمجة التطورية Evolutionary Programming:

يعود الفضل في ابتكارها إلى Fogel وزملاؤه في عام ١٩٦٢ الذي اعتمد آنذاك محاكاة عملية التطور كاتجاه جديد في تطوير علوم الذكاء الصنعي، من وجهة نظره يمكن التعبير عن الذكاء بالخاصية التي تسمح للنظام بإبداء سلوك متكيف من أجل تحقيق هدف معين في نطاق بيئته، وبناءاً على ذلك تم تطوير نموذج يحاكي تطور السمات السلوكية، وتعريف السلوك الذكي للفرد بقدرته على التنبؤ في بيئته، ومن ثم تطبيق الاستجابة المناسبة الموافقة لهذا التنبؤ في ضوء الهدف المعطى.

في البداية طبّقوا هذا النموذج لتطوير آلات الحالة المحددة Finite State Machines (FSM) لإيجاد مجموعة السلوكيات الأمثل من ضمن فضاء من السلوكيات الممكنة، تابع الملاءمة يمثل الغلط السلوكي الذي يبديه الفرد ضمن بيئته، وخلافاً لباقي الخوارزميات التطورية يتم الانصباب على تطوير النماذج السلوكية بدلا من النماذج الجينية [٣٥].

في النسخة المبدئية تم تمثيل الحلول كما في الإستراتيجية التطورية، كشعاع من القيم الحقيقية، و كل فرد يقوم بإنتاج فرد آخر بتطبيق عامل الطفرة الذي يقوم بتغيير كل فرد بمقدر يتناسب مع الجذر التربيعي لتابع كفائتة ويرمز لهذا النموذج **EP (μ + μ)-EP**، لا يوجد مرحلة إعادة توحيد، والفرق في عملية الاختيار هو أنّه يتم تقييم الخطأ السلوكي للفرد بمقارنته مع مجموعة عشوائية من الأفراد المنافسة (الأبناء والآباء) خلافاً عن باقي الخوارزميات التطورية التي تُقيّم الفرد بحسب قيمة تابع الملاءمة الفعلية، التي تحدد درجة أمثلية الحل.

في ما بعد، في أوائل التسعينات تم تطوير سياسات أخرى للتمثيل، وأصبح التمثيل يعتمد على المسألة ذاتها، الاختيار وعامل الطفرة أيضا تطورا كما في الإستراتيجية، أصبح عامل الطفرة يمتلك القدرة على التكيف الذاتي.

هذا التطور وسّع من تطبيقات البرمجة التطورية من الآلات محددة الحالة و إيجاد الأعداد الأساسية إلى عالم واسع من التطبيقات، ومنها :تصميم ومعايرة الشبكات العصبية Neural Networks، التحكم Control، الألعاب، إيجاد الحل الأمثل لتابع عام، أنظمة القدرة Energy Systems [٣٢].

بالنسبة لتطبيقات البرمجة التطورية على مسألة الأعمال الصناعية فهي نادرة (حسب حدود علمنا) وذلك لنفس عيوب الإستراتيجية التطورية فضلاً عن أنّ الإستراتيجية التطورية تبدي تنويع أكبر في تشكيل الأفراد من خلال مرحلة إعادة التوحيد.

٣-٧-٣- البرمجة الجينية Genetic Programming:

تُعدّ من أحدث الخوارزميات التطورية، تم تطويرها من قبل Koza في عام ١٩٩٢، تتشابه مع باقي الخوارزميات التطورية في عملية تطويرها للنمط الجيني Genotype، إلا أنها تختلف عنهم كليا في

عملية تمثيل الأفراد، بينما تستخدم باقي الخوارزميات التطورية شعاع أو لائحة لتمثيل الفرد، تستخدم البرمجة الجينية شجرة من أجل تمثيله، وبينما تم تطبيق الخوارزميات الجينية حين نشوئها على مسائل الأمثلة، إلا أنها منذ نشأتها تم تطبيقها في مسائل تعليم الآلة Machine Learning.

النسخة المبدئية لها كانت مصممة لتطوير برامج (خوارزميات) حاسوبية قابلة للتنفيذ، كل فرد من المجتمع هو عبارة عن برنامج حاسوبي واحد مُمَثلاً بشجرة، وفي كل جيل يتم تنفيذ كل برنامج من هذه البرامج لقياس مستوى أدائه في حل المسألة المعطاة، الذي سيُحدّد قيمة ملاءمة هذا البرنامج [٣١].

غالباً يكون حجم الفرد ثابتاً في الخوارزميات التطورية، إلا أنّه في البرمجة التطورية، كل فرد له حجم، شكل، درجة تعقيد مختلفة عن الآخر.

حيث يُمثّل الحجم عمق الشجرة، يُمثّل الشكل عوامل التفريع للشجرة، درجة التعقيد تُمثّل درجة تعقيد البرنامج والأفراد لن تحافظ على شكلها خلال عملية التطور وذلك بسبب تطبيق عوامل إعادة التوحيد والطفرة.

من أحد العوامل المهمة أثناء تمثيل حل المسألة كشجرة، هو تعريف قواعد تعكس طبيعة المسألة المعطاة، بحيث نستطيع تمثيل أي حل للمسألة على شكل شجرة باستخدام القواعد المرافقة.

تضم القواعد معلومات عن المتحولات والثوابت والتوابع الممكن تطبيقها على كل منها، هذه التوابع من الممكن أن تكون توابع رياضية، أو بوليانية، أو حتى بُنى قرارات، أو حلقات، وإلى غير ذلك، يتألف فضاء البحث من مجموعة كل الأشجار التي يمكن توليدها حسب القواعد المعطاة.

من أجل تطبيق عامل إعادة التوحيد يوجد لدينا حالتين: الأولى أبوين يُنتجان ولد جديد، وفيها يتم اختيار عقدتين من العقد غير الأوراق بشكل عشوائي من الشجرتين، ثم يتم استبدال الشجرة الفرعية لأحد الأبوين بالشجرة الفرعية للأب الآخر، أما الثانية أبوين يُنتجان ولدين جديدين، وفيها يتم تبادل الشجرتين الفرعيتين بين الأبوين.

أما من أجل الطفرة فيتم تطبيقها بإحداث تغيير عشوائي على الشجرة، مثل تبديل أحد التوابع الممكن تطبيقها على متحول أو ثابت ما بتابع آخر، أو استبدال عقدة ما بشجرة فرعية (بعمق محدد) يتم توليدها عشوائياً.

فيما بعد امتدت تطبيقاتها لتشمل مسائل عديدة، ومنها: استراتيجيات الألعاب Games Strategies، تصميم الشبكات العصبونية، التعرف على النماذج Pattern Recognition، حل أنظمة المعادلات Solving Systems Of Equations [٣٥].

أما بالنسبة إلى تطبيقاتها على مسألة جدولة الأعمال الصناعية فهي نادرة (حسب حدود علمنا)، ومنها: James وزملاؤه [٣٦]، حيث قام الباحثون بتهجين الخوارزمية الجينية مع البرمجة الجينية، حيث استخدموا البرمجة الجينية من إيجاد أفضل ترتيب لتطبيق العوامل الجينية ضمن الخوارزمية الجينية، بالرغم من أنّ الفكرة من حيث المبدأ جديدة وتبدو مشجّعة، إلا أنّ نتائجهم كانت دون المستوى المتوقع له، إذ يوجد العديد من الأعمال التي استخدمت الخوارزمية الجينية وحدها بدون تهجين ومع ذلك أعطت نتائج أفضل.

ربما يعود السبب في محدودية تطبيق البرمجة الجينية في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية إلى عدم ملاءمتها لطبيعة المسألة، وموضوع خلق تلاؤم بينهما، يحتاج إلى جعل البرمجة الجينية تُوجِد الحل الأمثل للمسألة من خلال إيجاد الخوارزمية الأمثل لحل المسألة، وفي هذه الحالة من الصعب الإجابة عن التساؤل التالي: هل يوجد خوارزمية لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية، يمكننا تمثيلها كشجرة ومجموعة قواعد؛ ليُتاح لنا المجال من أجل إيجاد التركيب الأمثل لها.

٣-٧-٤- التطور التفاضلي Differential Evolution:

هي عبارة عن إستراتيجية بحث مبنية على مجتمع، قام بتصميمها Price and Storn في عام ١٩٩٥ [٣٧]، وتُعتبر من أنجح الطرق في مجال مسائل الأمثلة المستمرة.

تقوم هذه الطريقة بتوليد مجتمع بدائي مُوزّع عشوائياً Randomly distributed، كل فرد في المجتمع هو عبارة عن شعاع من القيم الحقيقية ببُعد ثابت، كل عنصر من شعاع هو عبارة عن قيمة حقيقية عشوائية يتم توليدها ضمن مجال محدد يُمثّل الحد الأدنى والأعلى للقيم المسموح بها.

بينما تتشابه هذه الطريقة مع الطرق التطورية الأخرى في طريقة توليد المجتمع البدائي، إلا أنها تختلف عنهم في طريقة تطوير الأجيال المتتالية من جيل إلى آخر يتبعه.

في الطرق الأخرى يتم تطوير الجيل الحالي لإنتاج الجيل اللاحق له بتطبيق عامل التصالب أو عامل الطفرة أو كلاهما معاً، ويتم تطبيق التصالب بإعادة توحيد أجزاء مختلفة من الآباء لإنتاج فرد جديد أو أكثر،أما حجم خطوة الطفرة Mutation step size فغالباً ما يأخذ قيماً تتبع لتابع توزيع احتمالية Probability Distribution Function محدد مسبقاً، ويتم تطبيق الطفرة و التصالب بشكل مستقل عن الآخر، أحدهما يسبق الآخر [٣٥].

بينما تقوم طريقة التطور التفاضلي بتضمين عملية الطفرة كمرحلة جزئية من مراحل عملية التصالب، ويتم في كل عملية تصالب اختيار فرد أب وثلاثة أفراد عشوائياً من المجتمع ليتم إعادة توحيدهم، من أجل إنتاج فرد جديد واحد فقط، هذا الفرد الابن الناتج يستبدل أبيه الأول إذا كانت كفاءته أعلى.

إنّ الفرد الناتج مؤلف من نوعين من الأجزاء (القيم الحقيقية المُكوّنة للشعاع)، أجزاء يتم نسخها كما هي من الأب، وأجزاء أخرى هي أجزاء من الفرد العشوائي الثالث ولكن مضافاً قيمة حجم خطوة الطفرة.

أما بالنسبة لحجم خطوة الطفرة فإنّه يرتبط بعلاقة طردية مع مقدار الفرق بين القيمتين المتقابلتين من الفردين العشوائيين الأول والثاني [٣٠].

شملت تطبيقات الخوارزمية مجالات عديدة، ومنها: تدريب الشبكات العصبونية، تحليل الصور، البرمجة الصحيحة.

بالنسبة لتطبيق هذه الطريقة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية فهي قليلة، وهذا ربما لأنّه تم تصميم هذه الطريقة أصلاً من أجل حل المسائل المستمرة، ومن هذه الأعمال:

Fang وزملاؤه [٣٨]، أظهرت خوارزميتهم معدل تقارب جيّد، إلا أنّ تقييمهم للأداء اعتمد على تجربة الخوارزمية على ٤ عينات معيارية فقط.

Wang وزملاؤه [٣٩]، أيضاً أظهرت خوارزميتهم معدل تقارب جيّد، إلا أنّ تقييمهم للأداء اعتمد على تجربة الخوارزمية على ٤ عينات معيارية فقط.

٣-٧-٥- الخوارزمية الجينية Genetic Algorithm:

٣-٧-٥-١- مقدمة تاريخية:

تُعتبر من أشهر خوارزميات الحساب التطوري، أول من اقترحها العالم الاسترالي Fraser حيث قام بنشر مجموعة من الأبحاث قدم فيها محاكاة لعملية الاختيار الصنعي Artificial Selection، من ثم قام Bremermann بنشر مجموعة من الأبحاث تبنّت مجتمع من الحلول لإيجاد الحل الأمثل، تقوم هذه الحلول بعمليات التصالب والطفرة والاصطفاء، تبعهم John Holland وطلابه [٤٠] في جامعة ميشيغان بسلسلة من الأبحاث تعد الأكثر ريادةً في هذا المجال، و التي قامت بصقل الخوارزمية الجينية وإعطائها شكلها (التقليدي) الحالي، ولهذا يُعدّ Holland بمثابة الأب للخوارزمية الجينية [٣٢].

٣-٧-٥-٢- مفاهيم أساسية:

تتعامل الخوارزمية الجينية مع مجموعة من الأفراد تدعى بالمجتمع السكاني Population، يوجد لكل فرد تمثيلان، ندعوهما بالنمط المظهري Phenotype والنمط الوراثي Genotype، يُمثّل **النمط المظهري** حلاً كامناً للمسألة المراد حلّها أمثلياً بشكله البسيط الموافق لصياغة المسألة الأساسية، بينما يُمثّل **النمط الوراثي** ترميز هذا الحل على هيئة كروموسوم Chromosome.

الكروموسوم: هو عبارة عن تتابع خطي (لائحة خطية) من المورّثات Genes وكل مورّثة تتحكم في توريث صفة أو مجموعة صفات.

الأليل Allele: هو مجموعة (أو نطاق) القيم التي يمكن للمورّثة أن تأخذها أحدها، حالما تم ترميزها.

يوجد لكل مورّثة **موضع المورثة Locus** والذي يحدد مكان (ترتيب) تَوضّع هذه المورّثة ضمن الكروموسوم.

على سبيل المثال عندما الأليل = {١،٠}، عندها سيتألف الكروموسوم من تتابع من القيم ٠،١ (سلسلة من البتات)، والقيمة ٠ في موضع مورّثة معيّن يتوافق مع غياب الصفة المرافقة للمورثة الموجودة في ذلك

الموضع والقيمة ١ تتوافق مع وجودها، وندعو هذه الطريقة في تمثيل الكروموسوم بالتمثيل الثنائي.

طبعاً هناك طرق لتمثيل الكروموسوم أعقد من التمثيل الثنائي، كتمثيله بتتابع من رموز أو ترتيب تبادلي لحروف أو أرقام، وهذا يتبع للمسألة المدروسة.

يوجد لكل فرد **تابع ملاءمة Fitness Function** (يدعى أيضا بتابع تكيّف Adaption Function) خاص به يقيس مدى ملاءمة هذا الفرد لبيئته المحلّية.

يلعب تابع الهدف Objective Function f لمسألة الأمثلة المدروسة دور البيئة المحلّية، بينما يُعبّر تابع ملاءمة الفرد F عن قيمة تابع الهدف f لنمطه المظهري، أي في ضوء معايير المسألة الأصلية، لحساب قيمة تابع الملاءمة للفرد يجب فك تشفيره (تحويله من النمط الوراثي الى النمط المظهري) أولاً، ولا تُعبّر قيمة تابع الملاءمة عن مقياس لجودة الحل بل عن مدى اقتراب الحل من الحل الأمثل.

عندما يكون الهدف من مسألة الأمثلة هو القيمة الأكبر لتابع الهدف، عندها يمكن أن تكون قيمة تابع ملاءمة الفرد متطابقة مع قيمة تابع الهدف له $F(x)=f(x)$، حيث x يُمثّل فرداً من المجتمع P.

أما عندما يكون الهدف هو القيمة الأصغر، عندها يجب تحويل تابع الهدف بحيث يصبح الفرد ذو قيمة تابع الهدف الأقل يمتلك قيمة ملاءمة أكبر، أحد الطرق لإجراء ذلك هي بتعريف تابع الملاءمة لفرد ما بالفرق بين القيمة الأكبر لتابع الهدف من بين كل أفراد الجيل الحالي وقيمة تابع الهدف لهذا الفرد $F(x)=\max_{y\in P}\{f(y)-f(x)\}$.

طريقة أخرى أيضاً مستخدمة بشكل واسع تدعى **التصنيف Ranking**، في هذه الطريقة تكون الأفراد في المجتمع P مرتبة بشكل تصاعدي حسب قيم توابع الهدف المرافقة لها، وبهذا تكون الأفراد ذات الدليل Index الأصغر تمتلك قيمة تابع ملاءمة أكبر، في حالة كان الهدف من مسألة الأمثلة هو إيجاد أصغر قيمة لتابع الهدف، بينما تكون الأفراد ذات الدليل الأكبر هي التي تمتلك قيمة تابع ملاءمة أكبر في الحالة المعاكسة [٨].

٣-٧-٥-٣- الخوارزمية الجينية التقليدية:

تم إجراء الكثير من التعديلات على الخوارزمية الجينية منذ أن اقترحها Holland، هذه التعديلات شملت: بنية المجتمع السكاني، طريقة التمثيل، عوامل الاختيار(أوالاصطفاء) Selection، التصالب Crossover والطفرة Mutation....الخ، ولذلك من غير المُجدي استعراضها كلها، وسنكتفي بشرح أساسيات عمل الخوارزمية الجينية التقليدية.

بفرض أنّ النمط الوراثي هو عبارة عن سلسلة من البتات بطول n، وأنّه تم تهيئة المجتمع السكاني بمجموعة من الأفراد (الحلول)، عندها تتألف عوامل الخوارزمية الجينية التقليدية من العوامل التالية:

- عوامل التطور وتتألف من عامل التصالب Crossover (أو إعادة التوحيد Recombination) وعامل الطفرة Mutation.
- التكاثر أو إعادة الإنتاج Reproduction (بعض المراجع تسمي هذه المرحلة الاصطفاء Selection).

فيما يلي سنقوم بشرح العوامل السابقة، يبين الشكل (٣-٤) مخطط الخوارزمية الجينية البسيطة التقليدية [٨].

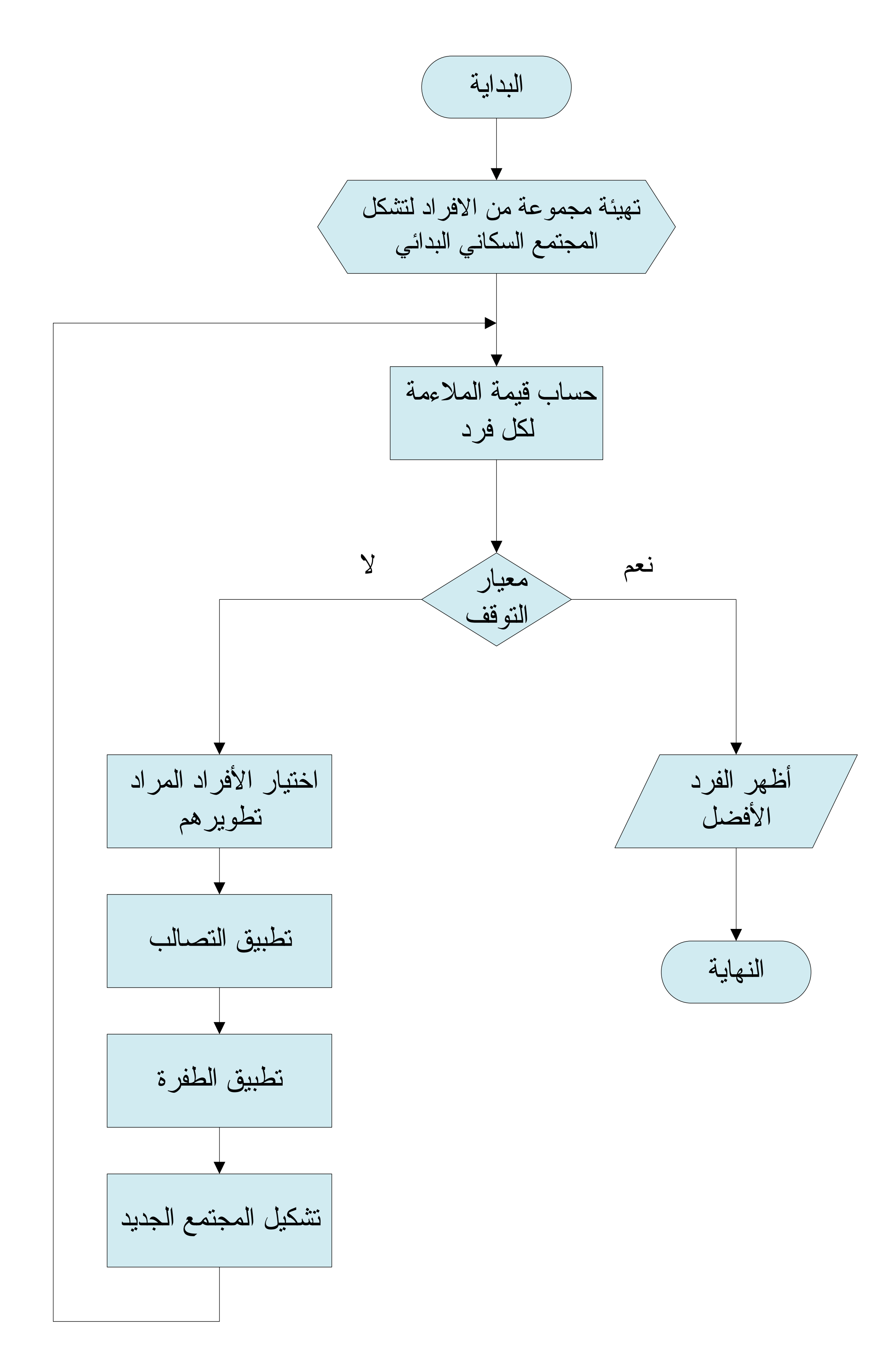
٣-٧-٥-٤- التصالب Crossover:

يعمل على النمط الوراثي لزوج من الأفراد (الكروموسومات) يتم اختيارهم من المجتمع بشكل عشوائي، يُدعى هذا الزوج بزوج الآباء، يقوم بالتزاوج من أجل إنتاج ذرية جديدة (عادة زوج من الأبناء) ترث مورّثاتها من كلا الأبوين، ويمكن إنجاز ذلك بتجزئة كل من الفردين إلى أجزاء منفصلة، ومن ثم إعادة توحيد كل منهما لإنتاج أفراد جديدة.

سنقوم بتمييز ثلاثة أنواع من التصالب:

- **التصالب بنقطة واحدة 1-Point Crossover:**

يقوم باختيار موقع عبور عشوائي على طول السلسلة، ويأخذ الجزء الذي يسبق نقطة العبور من أحد الأبوين، والجزء الذي بعد نقطة العبور من الأب الآخر؛ ليقوم بتوحيدهما لتشكيل فردين جديدين.



الشكل (٣-٤): مخطط الخوارزمية الجينية التقليدية.

على سبيل المثال، بفرض أنّه A_1, A_2 سلسلتين من الطول $n = 5$ بالقيم التالية:

$$A1 = 0000|0$$

$$A2 = 1111|1$$

حيث يُمثّل الرمز | موقع العبور(بعد البت الرابع)، عندها بتطبيق التصالب بنقطة واحدة عليهما نحصل على فردين جديدين $A_1^{'}, A_2^{'}$ كالتالي:

$$A_1^{'} = 0000|1$$

$$A_2^{'} = 1111|0$$

- **التصالب بنقطتين 2-Point Crossover:**

يقوم باختيار نقطتي عبور بشكل عشوائي، ويأخذ الجزء بين النقطتين من أحد الأبوين، والجزأين خارج النقطتين من الأب الآخر؛ ليقوم بتوحيدهم لتشكيل فردين جديدين، في المثال التالي تم اختيار نقطتي العبور بعد البت الأول والرابع على التتالي:

$$A1 = 0|000|0$$

$$A2 = 1|111|1$$

بتطبيق التصالب بنقطتين على A_1, A_2 نحصل على فردين جديدين $A_1^{'}, A_2^{'}$ كالتالي:

$$A_1^{'} = 0|111|0$$

$$A_2^{'} = 1|000|1$$

- **التصالب المنتظم Uniform Crossover:**

يستخدم شعاع بطول n بت يحتوي على قيم يتم اختيارها عشوائياً من بين {١,٠} يُدعى شعاع القناع Mask Vector، ويأخذ من أحد الأبوين البتات من المواضع المقابلة للقيم الصفرية للشعاع، بينما يأخذ البتات الأخرى من الأب الآخر من المواضع المقابلة للقيم الواحدية للشعاع، في المثال التالي نفترض أنّ شعاع القناع هو $M = 01010$:

$$M = 01010$$

$$A1 = 00000$$

$$A2 = 11111$$

بتطبيق التصالب المنتظم على A_1, A_2 نحصل على فردين جديدين A_1', A_2' كالتالي:

$$A_1' = 01010$$

$$A_2' = 10101$$

٣-٧-٥-٥- الطفرة Mutation:

تتعامل مع فرد وحيد يتم اختياره بشكل عشوائي، وتحاكي عملية حدوث خطأ أثناء إجراء عمليات النسخ على مورّثات الكروموسومات، لهذا فإن الطفرة تُغيّر قيم بعض المورّثات في النمط الوراثي للفرد باحتمالية صغيرة، كمثال على ذلك طريقة قلب البت Bit-flip، حيث يتم اختيار البت الرابع من الفرد A، ويتم قلب قيمته، لينتج فرد جديد وهو A':

$$A = 00000$$

$$A' = 00010$$

عادةً في الخوارزمية التقليدية، يتم تطبيق التصالب بنسبة كبيرة بينما يتم تطبيق الطفرة بنسبة صغيرة جداً، كما يمكن تطبيق الطفرة على أفراد المجتمع قبل التصالب أو بعده.

٣-٧-٥-٦- إعادة الإنتاج Reproduction:

هي عملية يتم فيها اختيار الأفراد ذوي قيم الملاءمة الأكبر؛ ليتم تطويرهم وفقاً لعوامل التطور المذكورة سابقاً؛ لتشكيل المجتمع السكاني الجديد، تتطور الأفراد عبر التكرارات المتعاقبة لعمليات إعادة الإنتاج والتي تدعى **الأجيال Generations**.

الأفراد ذوي الملاءمة الأكبر، لهم الفرصة الأكبر للبقاء، ولولادة أفراد جديدة تحمل صفاتهم وهذا يتوافق مع

نظرية داروين "البقاء للأفضل"، أحد الطرق البسيطة لتمثيل إعادة الإنتاج هي عجلة الروليت Roulette Wheel، حيث يُخصص لكل فرد من المجتمع حيّز (أو شق) من هذه العجلة يتناسب طرداً مع قيمة ملاءمته، وبهذا سنحصل على عجلة روليت بشقوق يساوي عددها عدد أفراد المجتمع، ومن أجل إعادة الإنتاج نقوم بتدوير العجلة؛ لتقوم باختيار فرد من المجتمع الحالي و باحتمالية متناسبة مع قيمة ملاءمته.

لتشكيل المجتمع الجديد يتم استبدال الحلول الأسوأ من المجتمع القديم بالحلول الجديدة الناتجة، ما يعني الحفاظ على الحلول الأفضل من أجل الجيل القادم، وإستراتيجية الاستبدال هذه تُدعى **إستراتيجية النخبة Elite Strategy**.

يتم التوقف عن عملية إعادة الإنتاج عند الوصول إلى معيار التوقف، الذي يكون عادةً إما الوصول لقيمة معيّنة لتابع الملاءمة ، أو مرور عدة أجيال بدون الحصول على تحسينات ضمن المجتمع، أو تجاوز عدد معين من التكرارات.

٣-٧-٥-٧- الخوارزمية الجينية في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية:

خلال العقود الثلاث الماضية، تم تطبيق الخوارزمية الجينية بكثرة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية، حيث تم نشر عدد كبير من الأبحاث المتعلقة بذلك، تلخصت هذه الأعمال في ثلاثة اتجاهات، وهي: تكييف المسألة لتتوافق مع الخوارزمية الجينية، تكييف الخوارزمية الجينية لتتلاءم مع المسألة، تكييف المسألة والخوارزمية معاً وتهجين الخوارزمية الجينية مع الطرق الأخرى [٤١]:

- **تكييف المسألة لتتوافق مع الخوارزمية الجينية:**

فيه تم تمثيل الحل على شكل سلسلة من الأصفار والواحدات Nakano وزملاؤه [٤٢]، بفضل هذه الطريقة من الترميز الثنائي، كان من الممكن استخدام عوامل الخوارزمية الجينية التقليدية، إلا أنّ معظم الحلول كانت بحاجة لإجرائيات إصلاح بسبب كونها غير مُجدية (بعض القيود مختّلة) أو غير مقبولة (لا يمكن أن تُمثّل حلاً) لعدم مقدرتها على مراعاة قيود المسألة أثناء تمثيلها، مما أدى الحد من استخدامه.

- **تكييف الخوارزمية الجينية لتتلاءم مع المسألة:**

اتجه الباحثون إلى تطوير طرق ترميز حل المسألة على شكل كروموسوم، وذلك من أجل تحسين أداء الخوارزمية ككل، أي ترميز النمط الظاهري للحل على شكل نمط جيني يلائم المسألة، ويُقلل من عدد الحلول غير المرغوبة، وبالفعل تم تطوير أكثر من عشرة طرق لتمثيل المسألة [٤٣] وطبعاً رافق ذلك تطوير لعوامل الخوارزمية الجينية لتتلاءم مع طرق الترميز المقترحة.

بشكل عام يمكن تصنيف طرق الترميز إلى طرق مباشرة وطرق غير مباشرة:

في **الطرق مباشرة** يتم ترميز الحل بأكمله على هيئة كروموسوم، بسبب أنّ طريقة الترميز هذه ستتضمن قيود المسألة ضمن الكروموسوم، فإنّه وعلى الأغلب مع مسألة كجدولة الأعمال الصناعية سيصبح استخدام عوامل الخوارزمية التقليدية غير ممكناً، بسبب أنّ عدداً كبيراً من الحلول الناتجة سيكون غير مُجدياً أو غير مقبولاً، ولذلك كان لابد من تطبيق الصنف الثاني من الطرق التي تدعى **الطرق غير المباشرة** التي يتم فيها ترميز الجزء اللازم من الحل فقط على شكل سلسلة من الأحرف أو الأرقام، التي تُعبّر عن الأعمال أو الآلات، ومن ثم يتم توليد الحل بواسطة إجرائية فك التشفير Decoder Procedure (أو إجرائية بناء الجدول Schedule Builder Procedure)، وهي عبارة عن إجرائية تتعلق بالمسألة، تقوم بالتحويل من النمط الجيني إلى النمط المظهري، وأصبح الإطار العام لتطبيق الخوارزمية الجينية في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية كالتالي:

١- تقوم الخوارزمية الجينية بتوليد التباديل Permutations المناسبة لترتيب الرموز.

٢- يتم استخدام إجرائية استكشاف؛ لبناء جدول موافق للتبديل.

ومن الأعمال الجديرة بالذكر في هذا الاتجاه:

Masato وزملاؤه [٤٤] طوّروا طريقة للتصالب تهدف إلى الموازنة بين التنويع والتكثيف إلى حد ما.

Gui وزملاؤه [٤٥] اقترحوا معايير للتحكم بمعدلات الطفرة و التصالب، كأسلوب لتكثيف البحث للتخلص من الأمثلية المحلّية.

QI وزملاؤه [٤٦]، Gu وزملاؤه [٤٧]، قاموا بتطبيق خوارزمية جينية تفرّعية بأكثر من مجتمع مع هجرة للأفراد بين المجتمعات، وحصلوا على نتائج أفضل من الخوارزمية الجينية التسلسلية العادية.

- **تكييف المسألة والخوارزمية معاً وتهجين الخوارزمية الجينية مع الطرق الأخرى:**

بالرغم من كل التحسينات السابقة، إلا أنّ معظم الأبحاث قد أظهرت أنّ الخوارزمية الجينية مهما تحسّنت كانت غير قادرة على التقارب Convergence للحل الأمثل لهذه المسألة، بسبب عدم مقدرتها على التوليف الدقيق للحلول القريبة من الحل الأمثل [٧] [٤١] ،هذا بسبب أنّ تطبيق التصالب أو الطفرة على حل معيّن يُمثّل نقطة معيّنة في فضاء البحث يؤدي إلى حل آخر يُمثّل نقطة أخرى بعيدة عن النقطة الحالية في فضاء البحث، بالإضافة إلى أنّه غالباً ما يكون الحل الناتج غير مُجدي ويحتاج إلى إجرائية إصلاح ليصبح مُجدياً.

وللتعويض عن نقطة الضعف تلك، اتجه العلماء فيما بعد إلى منحى آخر من أجل تحسين أداء الخوارزمية الجينية، وذلك بتهجينها مع الخوارزميات الأخرى وخاصة خوارزميات البحث المحلّي؛ ليتم توحيد نقاط القوة فيما بينها أملا بالوصول إلى خوارزمية مهجّنة تفوق كلاً من الطرق المتفرقة، وبالفعل كانت النتائج أفضل مما كانت عليه الحال في الخوارزمية الجينية وحدها، ومن الأعمال الجديرة بالذكر في هذا الاتجاه:

Zhou وزملاؤه [٤٨] اقترحوا خوارزمية جينية مهجّنة مع إجرائية بحث محلّي مع سلسلة من قواعد التوصيل خلال عملية التطور.

Wang وزملاؤه [٤٩] قاموا بتهجين الخوارزمية الجينية مع خوارزمية محاكاة التلدين، وحصلوا على نتائج جيدة أفضل من الخوارزميتين منفصلتين، وبيّنوا تأثير عوامل الخوارزمية الجينية السلبي على مسيرة البحث عند الاقتراب من الحل الأمثل، بسبب الخطى الفوضوية التي تودي بالبحث بعيداً عن عنه، ولهذا تقوم الخوارزمية المهجنة بإجراء عمليات التصالب والطفرة على الحلول، ومن ثم تحسين الحلول محلّياً بتمريرها على خوارزمية محاكاة التلدين.

OMBUKI وزملاؤه [٥٠] قاموا بتهجين الخوارزمية الجينية مع خوارزمية البحث المحرّم، وحصلوا

على نتائج جيدة أفضل من الخوارزميتين منفصلتين، حيث يتم تطبيق خوارزمية البحث المحرّم على الحلول من أجل تحسينها محلّياً، ومن ثم يتم تطبيق التصالب والطفرة عليها.

Hasan وزملاؤه [٥١] قاموا بتطوير بتهجين الخوارزمية الجينية مع قواعد التوصيل وحصلوا على نتائج جيدة.

٣-٨- ذكاء الأسراب Swarm Intelligence:

هي طرق مستوحاة من السلوك الجماعي للكائنات الحيّة مثل مستعمرات النحل أو النمل، أسراب الطيور، وغيرها.

يوجد العديد من طرق ذكاء الأسراب، فيما يلي سنكتفي بعرض طريقتين من أشهر وأنجح هذه الطرق، وهما: الأمثلة باستخدام مستعمرة النمل Ant Colony Optimization (ACO)، والأمثلة باستخدام أسراب الجزئيات Particle Swarm Optimization (PSO) [٥٢] .

٣-٨-١- الأمثلة باستخدام مستعمرة النمل Ant Colony Optimization:

قام باقتراحها أول مرة Dorigo وزملاؤه في عام ١٩٩١ [٥٣]، كطريقة ما بعد الاجتهادية جديدة لحل مسائل الأمثلة التوافقية، ودُعيت نظام النمل Ant System، وهي طريقة مستوحاة من سلوك النمل الطبيعي الجماعي أثناء جمعه لغذائه، بفضل هذا السلوك يستطيع النمل إيجاد أقصر طريق بين مصادر الغذاء وأعشاشه، حيث يقوم النمل أثناء مشيه من مصادر الغذاء إلى أعشاشه وبالعكس بوضع مادة كيميائية تُدعى الفيرومون Pheromone على البيئة المحيطة، وعندما يصل النمل إلى مفترق طرق، إذا كانت هذه الطرق مزارة مسبقاً (يوجد فيرومون) فإنّه يختار الطرق ذات التراكيز الأعلى من مادة الفيرومون باحتمال أعلى من غيرها، أما إذا كانت هذه الطرق غير مزارة (لا يوجد فيرومون) فإنّه يختار أحدها بقيم متساوية من الاحتمال.

بالنسبة لخوارزميات مستعمرة النمل، فإنها تستخدم موديل احتمالي ببارمترات Parameterized Probabilistic Model لمحاكاة أثر مادة الفيرومون الكيميائية.

فيما يلي سنقوم بوصف النسخة الأولية للخوارزمية، خوارزمية نظام النمل:

يقوم النمل الصنعي تدريجياً، وعلى مراحل ببناء حل للمسألة (الذي يكون مهيئاً بقيمة فارغة في البداية)، وذلك بإضافة أجزاء Components من الحل إلى الحل الجزئي الحالي، حتى تنتهي كل نملة في نهاية التكرار الحالي من بناء حل كامل للمسألة، لتحقيق ذلك يتم تمثيل المسألة المراد حلّها كمخطط Graph يتألف من مجموعة عقد تُمثّل أجزاءً من الحل، وخطوط تصل بينها، يُدعى هذا المخطط بمخطط التشييد Construction Graph، عندما تحتوي المسألة على قيود، فإنّه يتم تضمين هذه القيود ضمن إجرائية التشييد بحيث يُسمح فقط للأجزاء المُجدية Feasible Components بأن تكون مؤهلة للإضافة للحل الجزئي الحالي.

يُلحق بكل عقدة (وخط) قيمة عددية تُمثّل كمية الفيرومون المرافقة لها، وقيمة عددية أخرى تُمثّل فعالية هذه العقدة في ضوء تقييم مبني على طريقة اجتهادية تناسب طبيعة المسألة Evaluation Heuristic، وعندما يواجه النمل الصناعي عدة عقد ممكنة للانتقال، فإنّه يتم حساب قيم الاحتمالات الموافقة للتوجه نحو هذه العقد، ويقوم النمل بالاختيار بناءً عليها، قيم الاحتمالات تلك يتم حسابها باستخدام تابع احتمالية يتناسب طرداً مع القيم المرافقة لتلك العقد، يقوم النمل في بداية كل تكرار للخوارزمية بالتوضع في عقدة البداية، ومن ثم التنقل من عقدة إلى أخرى، حتى ينتهي من زيارة كل العقد في نهاية التكرار، في نهاية كل تكرار تقوم الخوارزمية بتحديث القيم التي تُمثّل كمية الفيرومون الموجودة عند العقد، حيث تقوم بزيادة كميته عند العقد التي تُمثّل أجزاءً من الحلول الأفضل [٢٠].

فيما بعد تم تطوير الخوارزمية، وتم إطلاق عدة نسخ مُحسّنة للخوارزمية، ومنها خوارزمية مستعمرة النمل Ant Colony System، نظام النمل أقل أكثر Max-Min Ant System، وللتعرف على تفاصيل النسخ المُحسَّنة للخوارزمية يمكن الرجوع إلى المرجع [٣٥].

شملت تطبيقات خوارزميات النمل مسائل متعددة، ومنها مسألة البائع الجوال Travelling Salesman Problem، تلوين المخطط Graph Coloring، تصميم شبكات الاتصال.

تم تطبيق خوارزميات النمل لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية في أعمال عديدة، ومنها:

Sjoerd وزملاؤه [٥٤] استخدموا خوارزمية نظام النمل، وحصلوا على نتائج مقبولة، ولكنهم اعتمدوا في قياس الأداء على ثلاث عينات فقط.

Zhang وزملاؤه [٥٥] استخدموا خوارزمية مستعمرة النمل، لم تستطع الخوارزمية الوصول لحل أمثل لعينات أكبر من ٦×٦.

Udomsakdigool وزميله [٥٦] استخدما خوارزمية مستعمرة النمل بمستعمرات متعددة مع تبادل للمعلومات بين المستعمرات، اعتمدوا في قياس الأداء على ٣٦ عيّنة، وحصلوا على نتائج جيدة أفضل من الخوارزمية بمستعمرة واحدة.

٣-٨-٢- الأمثلة باستخدام أسراب الجزيئات Particle Swarm Optimization:

هي طريقة مستوحاة من السلوك الإجتماعي لأسراب الطيور أو جماعات السمك، تم اقتراحها أوّل مرّة من قبل Eberhart وKennedy في عام ١٩٩٥ [٥٧]، ومنذ نشأتها تلقت اهتماماً متزايداً من الباحثين كطريقة جديدة فعّالة لحل مسائل الأمثلة، تم إضافة عدة تحسينات عليها، فيما يلي سنكتفي بوصف النسخة الأوليّة منها.

بشكل مشابه لباقي الخوارزميات المبنية على مجتمع، تتعامل هذه الخوارزمية مع مجتمع من الأفراد يتم تهيئته بشكل عشوائي، يُدعى سرب Swarm، كل فرد من السرب يُدعى جزيء Particle ويُمثّل حلاً كامناً للمسألة، يقوم هذا الجزيء بالتحرك ضمن فضاء البحث للمسألة بحثاً عن الحل الأمثل أو عن حل قريب منه.

تقوم الجزيئات بشكل متكرر ببث مواقعها الحالية إلى الجزيئات المجاورة، يتم تقييم تلك المواقع بالاعتماد على تابع الهدف للمسألة، ويتم تعديل موقع كل جزيء من السرب تبعاً إلى سرعته Its Velocity (المسافة المقطوعة مع اتجاهها)، التي يتم بدورها تعديلها تبعاً إلى: الفرق بين موقعه الحالي والموقع الأفضل الذي وجده بنفسه أثناء بحثه حتى اللحظة الراهنة، الفرق بين موقعه الحالي والموقع الأفضل الذي تم إيجاده

من قبل الجزيئات المجاورة، وكنتيجة يقوم كل جزيء بالبحث ضمن منطقة يتم تحديدها تبعاً للحل الأفضل الذي وجده بنفسه والحل الأفضل الذي وجدته الجزيئات المجاورة له، ومع التكرار يتم تركيز البحث ضمن المناطق من فضاء الحلول التي تحتوي الحلول الأفضل.

بفرض V_i ترمز إلى سرعة الفرد i من السرب، X_i ترمز إلى موقعه، P_i ترمز إلى الحل الأفضل الذي وجده بنفسه، P_g الحل الأفضل الذي تم إيجاده من قِبل العناصر المجاورة، عندها في النسخة المبدئية للخوارزمية فإنّه يتم تحديث قيم $V_i \; and \; X_i, for \; i = 1,....., n$ تبعاً للمعادلتين التاليتين:

$$V_i \leftarrow V_i + \varphi_1 \otimes (P_i - X_i) + \varphi_2 \otimes (P_g - X_i) \qquad (٣-٤)$$

$$X_i \leftarrow X_i + V_i \qquad (٤-٤)$$

حيث: $\varphi_1 = c_1 R_1 \; and \; \varphi_2 = c_2 R_2$، و R_1, R_2 هما تابعان منفصلان، كل منهما يعيد شعاع من القيم العشوائية التي تتبع للتوزيع المنتظم ضمن المجال $[0,1]$، c_1, c_2 معاملات التسارع Acceleration Coefficients، الرمز $\otimes$ يُشير إلى عملية ضرب شعاع نقطة بنقطة Point wise vector multiplication.

المعادلة (٤-٣) تدل على أنّ سرعة الجزيء V_i يتم تحديدها اعتماداً على ثلاثة أجزاء، وهي:

١- جزء مقدار التحرك "Momentum" V_i الذي يُمثل السرعة السابقة التي أدت إلى حمل الجزيء والتوجه به إلى الموقع الذي وصل إليه حالياً.

٢- جزء التذكر "Cognitive" $\varphi_1 \otimes (P_i - X_i)$ تُمثّل ميول الجزيء باتجاه العودة إلى أفضل موقع وجده حتى اللحظة الراهنة.

٣- الجزء الاجتماعي "Social" $\varphi_2 \otimes (P_g - X_i)$ تُمثّل ميول الجزيء للانجذاب نحو الموقع الأفضل الذي تم إيجاده من قِبل السرب بأكمله حتى اللحظة الراهنة.

P_g في الجزء الاجتماعي هو الموقع الأفضل الذي تم إيجاده من قبل الجزيئات المجاورة للعنصر i من

السرب، يمكن استخدام بنى جوار مختلفة الشكل من أجل التحكم بآلية تتابع (انتشار) Propagation المعلومات بين جزيئات السرب، ومنها: الحلقة Ring، النجمة Star.

شملت تطبيقات هذه الخوارزمية مجالات عديدة، ومنها: مسائل الجدولة، تدريب الشبكات العصبونية Neural Network Training ولاقت نجاحاً فيها، أنظمة الطاقة Power System وغيرها [٥٢].

تم تطبيق خوارزمية أسراب الجزيئات لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية في أعمال عديدة، ومنها:

Lian وزملاؤه [٥٨] حققوا معدل تقارب جيد، ولكن بالنسبة لثلاث عيّنات فقط.

Ge وزملاؤه [٥٩] حققوا نتائج جيدة، ولكن مع عيّنة واحدة فقط.

Tamilarasi وزميله [٦٠] حققوا نتائج جيدة، إذا استطاعوا إيجاد الحل الأمثل لاثنتي عشر عيّنة، لكن حجم العيّنات كان صغير نسبياً (أكبر عيّنة هي من الحجم ٥×٢٠).

Yen وزملاؤه [١] استخدموا خوارزمية عناصر بأسراب متعددة، اعتمدوا في قياس الأداء على ٤٣ عيّنة معياريّة، وحصلوا على نتائج جيدة أفضل من الخوارزمية بسرب واحدة.

٣-٩- الطرق المبنية على نقطة واحدة Single Point Methods:

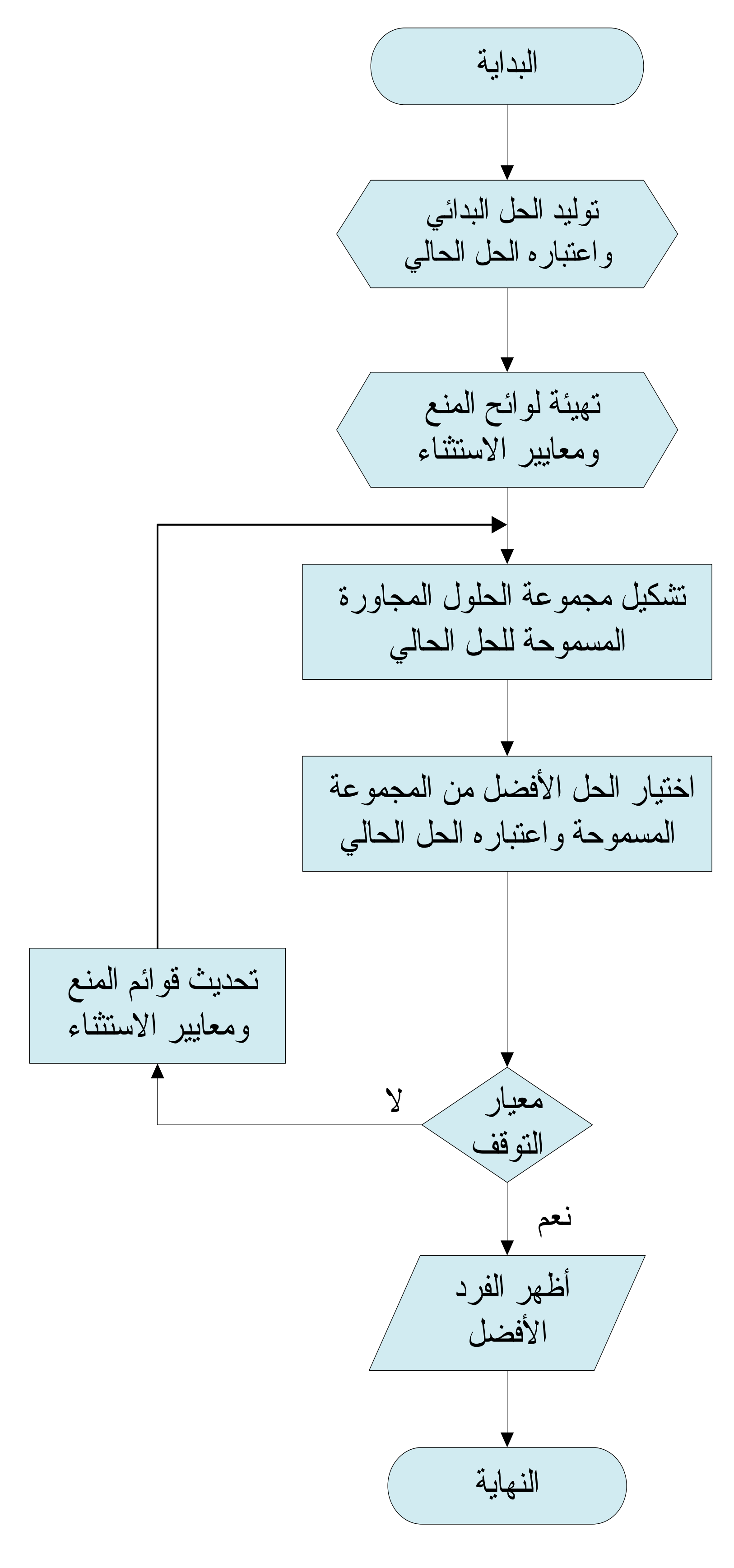
يوجد العديد من الطرق المبنية على نقطة واحدة، ومنها: قبول العتبة Threshold Accepting (TA)، البحث المحلّي الموجّه Guided Local Search (GLS)، بحث متحول الجيرة Variable Neighborhood Search (VNS) ، البحث المُحرّم Tabu Search (TS)، محاكاة التلدين Simulated Annealing (SA)، فيما يلي سنكتفي بعرض اثنتان من هذه الطرق هما: البحث المُحرّم ومحاكاة التلدين، وذلك بسبب تفوقهما على الطرق الأخرى المبنية على نقطة واحدة في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية، إذ تُعتبر نتائج الطرق الأخرى فقيرة بالمقارنة مع نتائج هاتين الطريقتين [٧].

٣-٩-١- البحث المُحرّم Tabu Search:

تُعدّ طريقة البحث المُحرّم من أشهر طرق حل المسائل التوافقية، تعود نشأتها إلى Glover في عام ١٩٨٦ [٦١]، تقوم هذه الطريقة باستكشاف فضاء البحث ابتداءً من نقطة واحدة، أي من حل بدائي واحد، وذلك بتطبيق سلسلة من الحركات (أو الخطوات) Moves، كل حركة تُمثّل الانتقال من حل إلى آخر مجاور له، من أجل القيام بحركة يتم تقييم كل الحركات المتاحة؛ لاختيار الأفضل منها، هذه الحركات يتم وضعها على ذاكرة تُدعى لائحة المنع Tabu List، ليتم استبعادها في الحركات اللاحقة مما يزيد من مجال التغطية للبحث، ويمنع استدراجه إلى حل أمثل محلّي، ويمنع أيضاً حدوث الدورات.

تُعتبر خوارزمية البحث المُحرّم كامتداد لخوارزميات البحث المحلّية البسيطة كخوارزمية التحسين المتكرر التي تعتمد اختيار الحل المجاور الأكثر كفاءةً، وأهم ما يميزها عنهم هو: استخدامها للذاكرة، حيث أنّها تقوم باستخدام **ذاكرة قصيرة الأمد Short Term Memory كلائحة منع Tabu List** ، وبهذا انطلاقاً من الحل الحالي لا يتم اعتبار كل الحلول المجاورة له، كما في الطرق البسيطة، وإنما فقط الحلول المجاورة غير الموجودة في لائحة المنع، والتي تُدعى عادة **مجموعة الجوار المسموحة Allowed Neighborhood List**، يتم في كل تكرار اختيار الحل الأفضل من المجموعة المسموحة ليكون الحل الحالي، ويتم إضافة هذا الحل إلى لائحة المنع، إذا كانت اللائحة ممتلئة فإنّه يتم حذف حل آخر موجود مسبقاً فيها قبل الإضافة، ويتم ذلك عادةً بطريقة الذي يدخل أولاً يخرج أولاً FIFO، يتم الخروج من الخوارزمية عند تجاوز عدد معين من التكرارات أو عند الحصول على قيمة كفاءة معيّنة أو عند الوصول إلى مجموعة جوار مسموحة خالية، يبين الشكل (٣-٥) مخطط عمل خوارزمية البحث المُحرّم التقليدية [٢٠].

يلعب **طول لائحة المنع The Tabu Tenure** دوراً كبيراً في توجيه عملية البحث في فضاء الحلول، مع لائحة منع قصيرة سيقتصر البحث ضمن مناطق صغيرة من فضاء الحلول، بينما سيتم استكشاف مناطق بحث أوسع في الحالة المعاكسة، في النسخة التقليدية من الخوارزمية يكون طول لائحة المنع ثابتاً، مع العلم أنّ عملية اختيار طول مناسب هي عملية صعبة وتعتمد على طبيعة المسألة المدروسة



الشكل (٣-٥): مخطط عمل خوارزمية البحث المُحرّم التقليدية.

وحجم عيّناتها، إنّ استخدام ذاكرة قصيرة الأمد كلائحة تحتوي على الحلول كاملة يُعتبر أمراً غير فعّالاً، ولهذا يتم حفظ مميزات الحلول بدلاً من الحلول نفسها، والتي تكون عادة مكوّنات من الحلول أو الفروق بين حلين.

يتم استخدام لائحة منع لكل مميزة من المميزات، مجموعة المميزات ولوائح المنع المرافقة لها تُعرّف لنا ما يدعى **شروط المنع Tabu Conditions** التي تحدد شروط تشكيل مجموعة الحلول المجاورة المسموحة.

إنّ تخزين مميزات الحلول بدلاً من الحلول ذاتها يزيد من فعّالية الخوارزمية لكنّه يطرح مشكلة جديدة، وهي إمكانية منع استكشاف حلول جيدة غير مزارة سابقاً بسبب كونها تتشارك في مميزاتها مع حلول موجودة في لائحة المنع،من أجل التغلب على ذلك يتم استخدام **معايير الطموح (أو الاستثناء من المنع) Aspiration Criteria**، التي تُعرّف معايير إن توفّرت في حل ما فسيتم تضمينه في مجموعة الجوار المسموحة، وإن كان متعارضاً مع شروط المنع، غالباً ما تكون هذه المعايير اختيار الحلول الأفضل من الحل الأفضل الحالي.

شملت تطبيقات خوارزمية البحث المُحرّم حل معظم مسائل الأمثلة التوافقية، ومنها مسائل الجدولة كمسألة البائع الجوال، تسيير المركبة Vehicle Routing، جدولة الأعمال بكل أنواعها [٢٠].

تم تطبيق خوارزمية البحث المُحرّم في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية في أعمال كثيرة منها:

Nowicki وزميله [٦٢]، وتعتبر من أنجح الطرق، لكن من ناحية أخرى عانت من الحاجة إلى توليف بعض البارمترات وفقاً للعيّنة المدروسة، كطول لائحة المنع مثلاً، وأبدت ضعفاً في عملية تنويع البحث.

Ponnambalam وزميله [٦٣] قاما بتطبيق خوارزمية البحث المحرّم ومقارنتها مع الخوارزمية الجينية وخوارزمية محاكاة التلدين، وبيّنا في نتائجهما أنّ خوارزمية البحث المُحرّم تتفوق قليلاً على باقي الخوارزميات، واقترح تهجينها مع الخوارزمية الجينية من أجل تنويع البحث.

Geyik وزميله [٦٤] اقترحوا بنية جوار جديدة، واقترحوا تهجين الخوارزمية مع الخوارزمية الجينية من أجل تنويع البحث.

Haung وزملاؤه [٦٥] اقترحوا اختبار حلين في كل خطوة بالإضافة إلى عكس عيّنة الدخل ومن ثم تطبيق

خوارزمية البحث المُحرّم على العيّنة، وإيجاد الحل من ثم عكس الحل،إلا أنّ نتائجهم كانت ليست أفضل من سابقيهم.

Józef وزملاؤه [٦٦] استخدموا لائحة منع بطول ديناميكي من أجل التحكم بتنويع وتكثيف البحث، ولكن أيضاً نتائجهم لم تكن أفضل من سابقيهم.

٣-٩-٢- محاكاة التلدين Simulated Annealing:

هي خوارزمية بحث عشوائية تحاكي عملية التلدين للأجسام الصلبة، قام باقتراحها أول مرة Kirkpatrick وزملاءه [٦٧] في عام ١٩٨٣، كطريقة ما بعد الاجتهادية جديدة لحل مسائل الأمثلة التوافقية، وفي أواخر الثمانينات لعبت هذه الخوارزمية دوراً هاماً في هذا المجال، ومن ثم تم تطبيقها لحل مسائل الأمثلة المستمرة في أوائل التسعينيات، ومنذ ذلك الوقت اكتسبت هذه الخوارزمية شهرة واسعة لنجاحها في مختلف التطبيقات.

استوحى Kirkpatrick الفكرة الأساسية للخوارزمية من البحث الذي نشره Metropolis في عام ١٩٥٣، في هذا البحث تم الاستناد على مبادئ الميكانيك الإحصائي Statistical Mechanics، حيث تم محاكاة المادة كنظام من الجزيئات الصغيرة، يخضع لعملية التلدين التي تتضمن تسخين المادة الصلبة ومن ثم تبريدها ببطء حتى تتبلور، عند درجة الحرارة المرتفعة تمتلك الذرات طاقة كبيرة وحرية أكبر لترتب نفسها، ومع انخفاض درجة الحرارة تنخفض طاقة الذرات، وسيتم الحصول على الكرستالة (البلورة) Crystal ببنية متناسقة عند الوصول إلى الحالة التي يكون فيها نظام الجزيئات بأقل طاقة ممكنة أي عند درجة الحرارة الأقل، وتُدعى هذه الحالة حالة التجمد الثابتة Steady Frozen State أو بحالة التوازن Equilibrium State.

تعتمد قوة البنية الناتجة على معدل سرعة التبريد، إذا كانت درجة الحرارة البدائية ليست عالية للحد الكافي أو كان معدل التبريد سريعاً، سيتم الحصول على حالات غير مستقرة أو ستحتوي البلورة على عيوب، ولهذا يجب عدم التسريع في عملية التبريد من أجل الحصول على بلورات قاسية.

يُبيّن الجدول (٣-٢) كيفية الإسقاط من النظام الفيزيائي إلى مسائل الأمثلة [٣٠]، في هذه الخوارزمية حالات النظام تكافئ الحلول المُجدية للمسألة، تابع الهدف يكافئ طاقة الحالة للنظام، متحولات القرار المرافقة للحل تكافئ أماكن الجزيئات، الحل الأمثل العام يحاكي حالة النظام في مستوى الطاقة الأقل أي الكرستالة بدون عيوب، الوصول إلى حل أمثل محلّي يكافئ الوصول إلى حالة عابرة شبه مستقرة، تغيّر الحالة الترموديناميكية للنظام يكافئ البحث في الحلول المجاورة، درجة الحرارة (زيادتها وإنقاصها) تكافئ عامل التحكم بالبحث في الجوار.

الجدول (٣-٢): كيفية الإسقاط من النظام الفيزيائي إلى مسائل إيجاد الحل الأمثل.

مسألة إيجاد الحل الأمثل **Optimization Problem**	**النظام الفيزيائي** **Physical System**
Solution Of Problem حل للمسألة	System State حالة النظام
Decision Variables متحولات القرار	Molecular Positions أماكن الجزيئات
Objective Function تابع الهدف	Energy طاقة الحالة
الحل الأمثل العام Global Optimum Solution	حالة مستوى الطاقة الأرضي Ground State
حل أمثل محلّي Local optimum Solution	حالة عابرة شبه مستقرة Meta stable State
Neighboring الحلول المجاورة Solutions	Changes in state تغيرات في الحالة
Control Parameter عامل التحكم	Temperature درجة الحرارة

تُعتبر خوارزمية محاكاة التلدين خوارزمية بلا ذاكرة Memory-less Algorithm، من حيث أنّها لا تُوظِّف أيّة معلومات يمكن أن تجمعها أثناء عملية البحث، كما تفعل خوارزمية البحث المُحرّم، ولكنها بالمقابل تتقبل التراجع في كفاءة الحل أثناء عملية البحث في فضاء الحلول تحت شروط معيّنة وذلك من أجل الإفلات من الحل الأمثل المحلّي وتأخير التقارب.

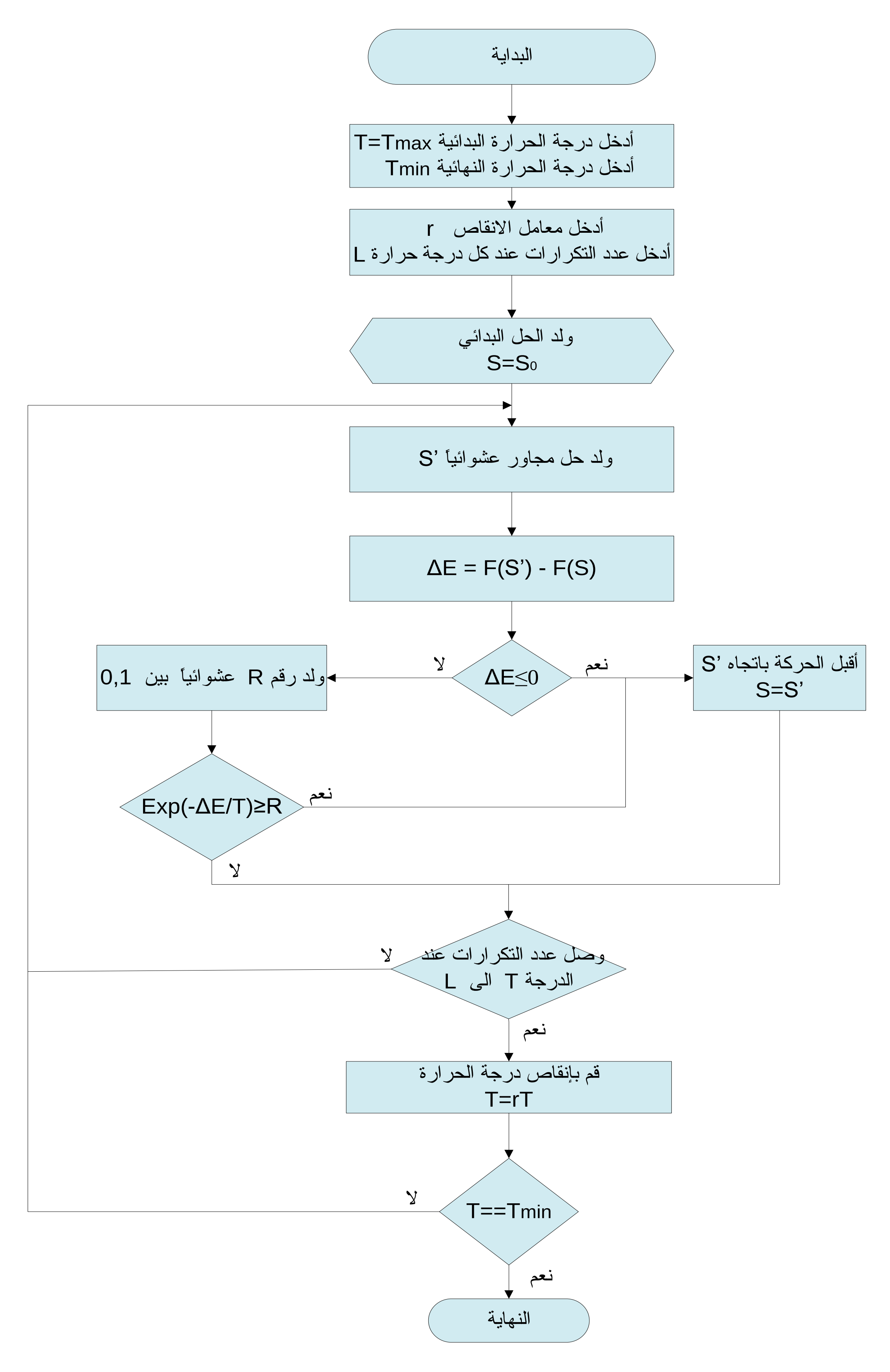
يُبيّن الشكل (٣-٦) المخطط العام لعمل خوارزمية محاكاة التلدين [٣٠]، تتقدم عملية البحث في هذه الخوارزمية من خلال عدد معيّن من التكرارات، يتم في كل تكرار توليد حل مجاور جديد، وفحص إمكانية قبول الحركة باتجاهه أم رفضها، فإذا كانت تعطي تحسيناً في قيمة تابع الهدف (قيمة تابع الهدف له أفضل من قيمة تابع الهدف للحل الحالي)، فإنّه يتم قبول الحركة دائماً، أمّا في الحالة المعاكسة فإنّه من الممكن قبول الحركة، ولكن باحتماليّة معيّنة تعتمد على درجة الحرارة الحالية T وقيمة التراجع ΔE في تابع الهدف، حيث تُمثّل ΔE الفرق بين تابعي الهدف للحل الحالي والحل المجاور الذي تم توليده.

تتناقص احتمالية قبول مثل هذه الحركات مع المضي قدماً في الخوارزمية، بشكل عام تتبع هذه الاحتمالية لتوزيع بولتزمان Boltzmann distribution : $P(\Delta E, T) = e^{-\Delta E / T}$.

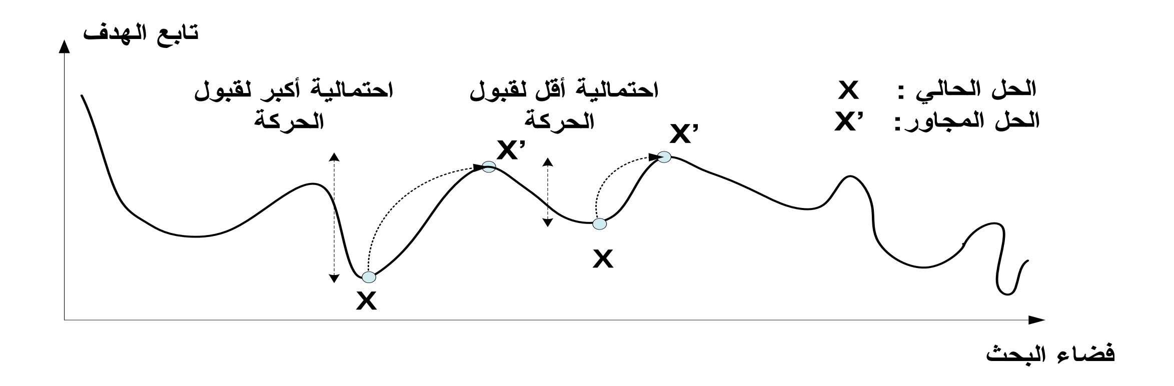
تُشكّل درجة الحرارة T عامل التحكم بهذه الاحتمالية، وفقاً لجدول التبريد Cooling Schedule فإنّه في المراحل الأولى من الخوارزمية تكون درجة الحرارة كبيرة وبالتالي تقبل الخوارزمية عدد أكبر من الحركات التي تعطي تراجعاً في قيمة تابع الهدف، ولكن مع انخفاض درجة تدريجياً عند كل وصول إلى حالة توازن، فإنّه يتم قبول عدد أقل من هذه الحركات ليصبح صفرياً تماماً في المراحل الأخيرة من الخوارزمية، عند درجة حرارة محددة فإنّه مع تناقص قيمة تابع التراجع للحركة ΔE تزداد احتمالية قبول مثل هذه الحركات، يُبيّن الشكل (٣-٧) إستراتيجية خوارزمية محاكاة التلدين في الإفلات من الحل الأمثل المحلّي [٣٠].

قام العديد من الباحثين بتطبيق هذه الطريقة على مسألة جدولة الأعمال الصناعية ومنهم:

Laarhoven وزملاؤه [٦٨]، Matsuo وزملاؤه [٢٨] حيث أعطت خوارزميتهم نتائج ليست بالأفضل من الخوارزميات الأخرى كخوارزمية إزاحة عنق الزجاجة والبحث المُحرّم، و بكلفة حسابية أكبر.



الشكل (٣-٦): المخطط العام لعمل خوارزمية محاكاة التلدين.



الشكل (٣-٧): إستراتيجية خوارزمية محاكاة التلدين في الإفلات من حل أمثل محلّي.

Jain وزملاؤه [٦٩]، أجرى دراسة أكّد فيها أنّ خوارزمية محاكاة التلدين غير قادرة على تحقيق حلول جيدة لمسألة جدولة الأعمال الصناعية في وقت قصير.

Satake وزملاؤه [٧٠]، حصل على نتائج أفضل قليلاً، واقترح تهجين الخوارزمية مع الخوارزمية الجينية من أجل تحسين الأداء.

Bożejko وزملاؤه [٧١]، استخدموا خوارزمية محاكاة تلدين تفرّعية يتم معالجتها على أكثر من نواة لتقليل الكلفة الحسابية.

Antonio وزملاؤه [٧٢]، استخدموا خوارزمية محاكاة تلدين مع إستراتيجية إعادة البدء بدرجة حرارة كبيرة كلما تم الوصول إلى درجة حرارة صغيرة، مع فرض حد أو عتبة لقبول الحلول الأسوأ، وحصلوا على نتائج أفضل من الخوارزمية التقليدية.

٣-١٠- الطرق المهجّنة Hybrid Methods:

يوجد عدد كبير جداً من الطرق المهجنة، ولا يسعنا ذكرها كلها، ولكننا سنقوم بذكر عدد جيد منها في الفصل الخامس أثناء مقارنة أعمالنا مع أعمال الآخرين.

٣-١١- الاستنتاجات والاقتراحات:

من خلال دراستنا للأعمال السابقة، استطعنا استنتاج النقاط التالية:

- الخوارزمية الجينية أعطت نتائج جيدة، من حيث أنها تبدي مقدرة جيدة في تنويع البحث أي استكشاف مناطق جديدة في فضاء الحلول، ولكنها تعاني من نقطة ضعف في عملية تكثيف البحث، أي في عملية البحث في جوار الحلول القريبة من الحلول الأمثل.
- الخوارزمية الجينية بعدة مجتمعات، مع هجرة الأفراد من مجتمع إلى آخر، أعطت نتائج أفضل من الخوارزمية الجينية بمجتمع واحد، من حيث أنّها أكثر مقدرةً في تنويع البحث من الخوارزمية الجينية بمجتمع واحد.
- إنّ مسألة تصميم خوارزمية جينية فعّالة في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية هي عملية صعبة من حيث كثرة الخيارات المتاحة من طرق ترميز (أكثر من ١٠)، طرق فك ترميز، عوامل التطور، عوامل إعادة الإنتاج وغيرها، ولهذا يجب اختيار هذه العوامل بعناية أثناء تصميم الخوارزمية.
- خوارزمية البحث المُحرّم أعطت نتائج جيدة، فهي تبدي مقدرة كبيرة في تكثيف البحث أي مناسبة للتوليف الدقيق حول الحلول المجاورة للحلول القريبة من الحلول الأمثل، و لكنها تعاني من نقطة ضعف في عملية تنويع البحث، أي استكشاف مناطق جديدة في فضاء الحلول.
- خوارزمية محاكاة التلدين تعطي نتائج جيدة، فهي تبدي مقدرة جيدة في تكثيف البحث، ولكنها تعاني من نقطة ضعف في عملية تنويع البحث، بالإضافة إلى أنّها تحتاج إلى كلفة حسابية كبيرة من أجل الوصول إلى حلول جيّدة إذا تم استخدامها وحدها بدون تهجين.
- يُعتبر البحث المُحرّم أكثر مقدرةً من محاكاة التلدين في تكثيف البحث، ومن ناحية أخرى تُعتبر محاكاة التلدين أكثر مقدرةً في الإفلات من حلّ أمثل محلّي.
- نجاح تهجين الخوارزمية الجينية مع كل من البحث المُحرّم، محاكاة التلدين، ويقع هذا النوع من التهجين ضمن التصنيف: تهجين الخوارزميات المبنية على مجتمع مع الخوارزميات المبنية على نقطة واحدة،

وتُدعى الخوارزمية المهجّنة عندها Memetic Algorithm، وقد أثبت هذا النوع من التهجين نجاحه في حل مسائل الأمثلة [٧٣]، حيث تُستخدم الخوارزميات المبنية على مجتمع (الخوارزمية الجينية) لتنويع البحث، وتُستخدم الخوارزميات المبينة على نقطة واحدة (البحث المُحرّم أو محاكاة التلدين) لتكثيفه.

بناءً على ما سبق ستتركز توجهاتنا البحثية في الاتجاهات التالية:

- تصميم خوارزمية جينية جديدة فعّالة في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية.
- تصميم خوارزمية بحث مُحرّم فعّالة في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية.
- تصميم خوارزمية محاكاة تلدين فعّالة في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية.
- تهجين الخوارزميات الثلاثة مع بعضها البعض بطريقة مبتكرة وفعّالة لتوحيد نقاط القوة بينها.

الفصل الرابع

خوارزمية جينية بإجرائية فك ترميز جديدة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية

٤- خوارزمية جينية بإجرائية فك ترميز جديدة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية:

٤-١- مقدمة:

في هذا الفصل قمنا ببناء خوارزمية جينية بإجرائية فك ترميز جديدة، تُنتِج جداولاً فعّالة في أي مرحلة من مراحل الخوارزمية، وذلك لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية، من أجل تقييم الخوارزمية المقترحة قمنا بمقارنتها مع بعض الأعمال الأخرى المشابهة، على ٣٣ عيّنة من عيّنات المسألة العالمية المعياريّة، وفقاً للمعايير العالمية المشهورة المستخدمة في هذه الأعمال، وقمنا أيضاً بتحديد العلاقة بين حجم المسألة وزمن تنفيذ الخوارزمية على العيّنات المذكورة [٧٤].

٤-٢- الخوارزمية الجينية:

يتحدد أداء الخوارزمية الجينية بعوامل متعددة، فيما يلي سنقوم بشرح هذه العوامل.

٤-٣- تابع الهدف:

نرمز لتابع الهدف $f(x)$، وتكون قيمته مساوية لزمن الانتهاء الكلي $f(x)=C_{\max}$، بما أنّ الهدف من المسألة هو إيجاد تسلسل تنفيذ العمليات على كل آلة بزمن انتهاء كلي أصغر ما يمكن، يصبح الهدف هو تصغير قيمة $f(x)$.

٤-٤- تابع الملاءمة:

بما أنّ ملاءمة الفرد تزداد بتناقص قيمة تابع الهدف، ولأن الخوارزمية الجينية هي أكثر ملاءمةً لمسائل إيجاد القيمة الأكبر؛ لهذا قمنا بتحويل مسألة إيجاد القيمة الأصغر السابقة إلى مسألة إيجاد القيمة الأكبر، بواسطة التحويل التالي: $F(x)=C_{\max P}-f(x)$، حيث $F(x)$ تابع الملاءمة للفرد قيد الاعتبار، $C_{\max p}$ أكبر قيمة لزمن الانتهاء الكلي موجودة في المجتمع الحالي P.

٤-٥- طريقة الترميز:

تم تطوير طرق متعددة لتمثيل الكروموسوم في مسألة جدولة الأعمال الصناعية، ويمكن تصنيفها بشكل أساسي إلى:

- **طرق مباشرة:** كالطريقة المبنية على العمليات Operation Based، أو المبنية على العمل Job Based، و يتم فيها تضمين كل المعلومات الخاصة بالجدول ضمن بنية الكروموسوم.
- **طرق غير مباشرة:** كطريقة قواعد الأولوية Priority Rules، أو لائحة التفضيل Preference List، ويتم فيها تضمين الجزء الضروري فقط من المعلومات ضمن بنية الكروموسوم، ومن ثم يتم استخدام إجرائية لاستنتاج الحل.

تُعتبر طريقة لائحة التفضيل من أشهر الطرق المستخدمة، ووفقاً للدراسة التي أجراها Onnambalam وزملاؤه [٤٣] فإن هذه الطريقة من أكثر الطرق مردوداً من حيث ملاءمة الحلول، ولكن على حساب الكلفة الحسابية، في بحثنا هذا نعطي الأفضلية للحلول الأفضل طالما أنّ الكلفة الحسابية مقبولة عملياً.

من أجل مسألة مؤلفة من n عمل و m آلة، فإنّه يتم تشكيل كروموسوم مؤلف من m كروموسوم جزئـــي (أي يوجد لكل آلة كروموسوم جزئي).

كل كروموسوم جزئي هو عبارة عن سلسلة من الأرقام، بطول يساوي عدد الأعمال، يُدعى بلائحة التفضـــيل، كل رمز يُمثّل عملية يجب تنفيذها على الآلة المتعلقة بها.

قد لا يُمثّل الكروموسوم في البداية حلاً مرضياً؛ لأنّ تسلسل ترتيب العمليات على لائحة التفضيل لآلة ما على الأقل، لا يمكن تنفيذه بدون اختلال قيود المسألة، ولا بأيّة كلفة زمنية؛ لذلك في البداية قد لا يُمثّل الكروموسوم الجزئي لكل آلة التسلسل الفعلي لتنفيذ العمليات على هذه الآلة، وإنما سيُمثّل لائحة التفضيل الخاصة بها.

يتم تحديد التسلسل الفعلي لتنفيذ العمليات على كل آلة أو ما ندعوه بالجـــدول، عـــن طريـــق تنفيـــذ محاكـــاة Simulation بواسطة إجرائية فك الترميز Decoder Procedure التي تقوم باختيار العملية التي تظهر أولاً في لائحة التفضيل لكل آلة؛ ليتم جدولتها في أبكر وقت متاح إن أمكن ذلك دون اختلال قيـــود المســـألة، وإلا فستنتقل إلى العملية التي تليها؛ أي ستُعدّل ترتيب العمليات على الكروموسوم الجزئي إن تطلب الأمـــر، فـــي النهاية سنحصل على كروموسوم يُمثّل جدولاً مرضياً، والأكثر من ذلك أنّه سيكون من النوع نصف الفعّال.

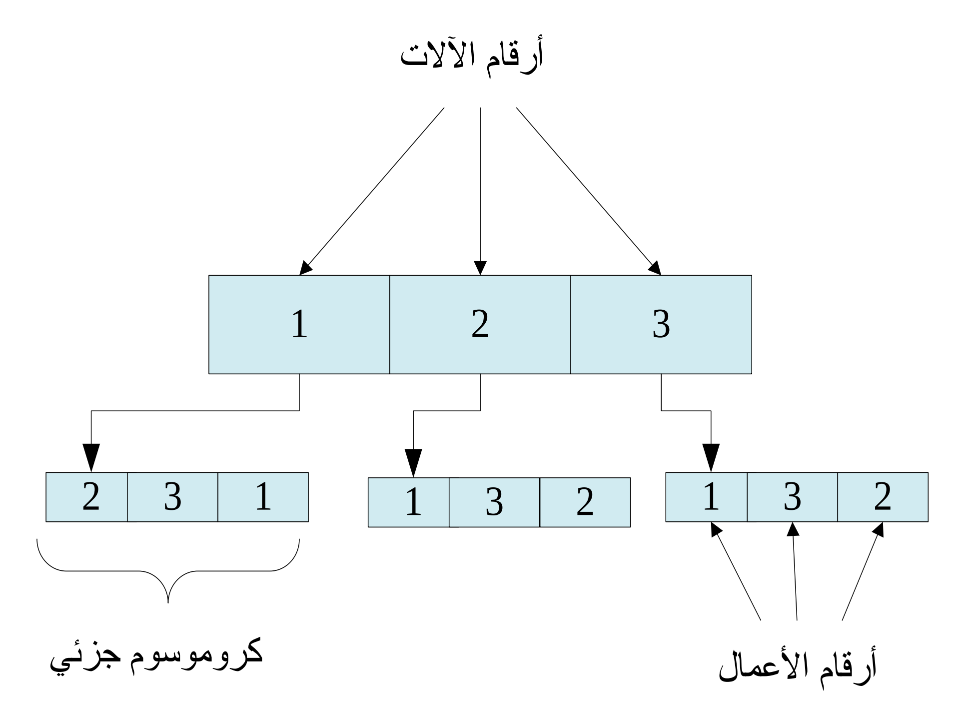
٤-٦- طريقة فك الترميز:

تقوم إجرائية فك الترميز باستنتاج جدول من كروموسوم، أي بالتحويل من النمط الجيني إلى النمط المظهري، لتوضيح الفكرة أكثر سنقوم بتطبيق مثال عملي:

بفرض أنّه لدينا المسألة المعطاة بالجدول (٤-١)، وبفرض أننا قمنا بتوليد كروموسوم عشوائياً، فنتج كما في الشكل (٤-١)، يتضح من الشكل أنّ الكروموسوم يتألف من ثلاث جينات هي عبارة عن ثلاثة كروموسومات جزئية: (٢،٣،١) تُمثّل لائحة التفضيل للآلة M١، (١،٣،٢) تُمثّل لائحة التفضيل للآلة M٢، (١،٣،٢) تُمثّل لائحة التفضيل للآلة M٣.

الجدول (٤-١): مثال عن مسألة جدولة الأعمال الصناعية.

العمل	فترة المعالجة / الآلة		
J1	M1 / 3	M2 / 3	M3 / 3
J2	M1 / 2	M3 / 3	M2 / 4
J3	M2 / 3	M1 / 2	M3 / 1



الشكل (٤-١): الكروموسوم المولّد عشوائياً.

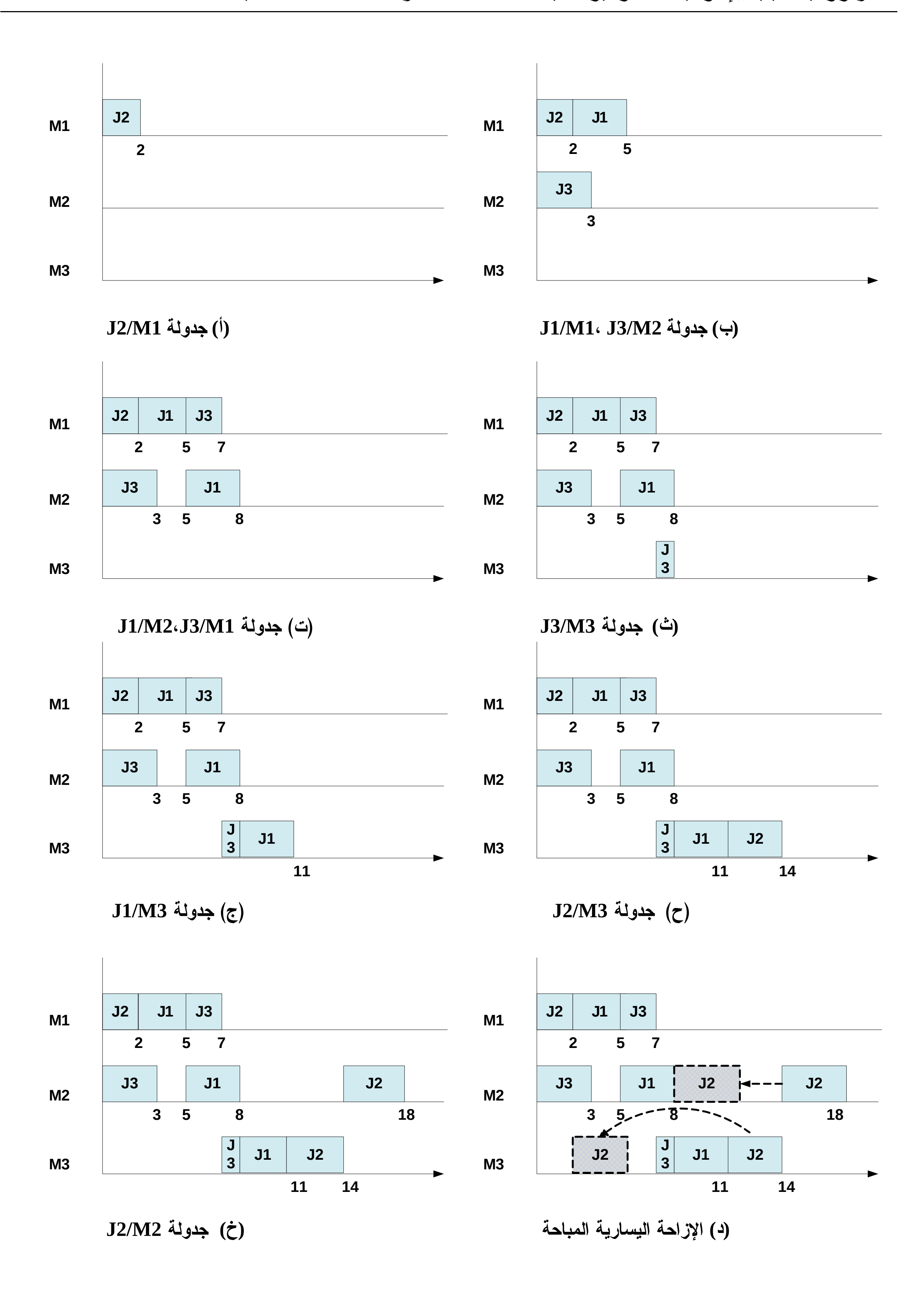
في البداية لدينا الأعمال المفضلة على الآلات هي: J٢/M١، J١/M٢، J١/M٣، وتبعاً لشروط المسألة يمكن جدولة J٢/M١ فقط؛ ولذلك نقوم بجدولتها كما في الشكل (٤-٢-أ)، ومن ثم تصبح العمليات المرشّحة هـي: J٣/M١، J١/M٢، J١/M٣، لكن كل العمليات المرشّحة غير مسموحة؛ ولذلك نقوم بتبديل أماكن كل عمليـة مع العملية المجاورة لها في كل من لوائح التفضيل.

وبالتالي تصبح العمليات المرشّحة هي: J١/M١، J٣/M٢ ،J٣/M٣، فتكون العمليات القابلة للجدولة هـي: J١/M١، J٣/M٢ فقط؛ ولذلك نقوم بجدولتها كما في الشكل (٤-٢-ب)،وبعدها تصبح العمليـات المرشّـحة للجدولة هي: J٣/M١،J١/M٢،J٣/M٣، والعمليات القابلة للجدولة هي: J٣/M١، J١/M٢ فقط، ولذلك نقوم بجدولتها كما في الشكل(٤-٢-ت)، من ثم تكون العمليـات المرشّـحة للجدولـة هـي: J٢/M٢، J٣/M٣، والعمليات القابلة هي: J٣/M٣ فقط نقوم بجدولتها كما في الشكل (٤-٢-ث).

وبعدها تصبح العمليات المرشّحة للجدولة هي: J٣/M١،J١/M٢،J٣/M٣، والعمليات القابلة للجدولـة هـي: J٣/M١، J١/M٢ فقط، ولذلك نقوم بجدولتها كما في الشكل(٤-٢-ت)، من ثم تكـون العمليـات المرشّـحة للجدولة هي: J٢/M٢، J٣/M٣، والعمليات القابلة هي: J٣/M٣ فقط نقـوم بجـدولتها كمـا فـي الشـكل (٤-٢-ث)،بعدها تكون العمليات المرشّحة للجدولة هي: J٢/M٢، J١/M٣، والعمليات القابلة هـي: J١/M٣ فقط ولهذا نقوم بجدولتها كما في الشكل (٤-٢-ج).

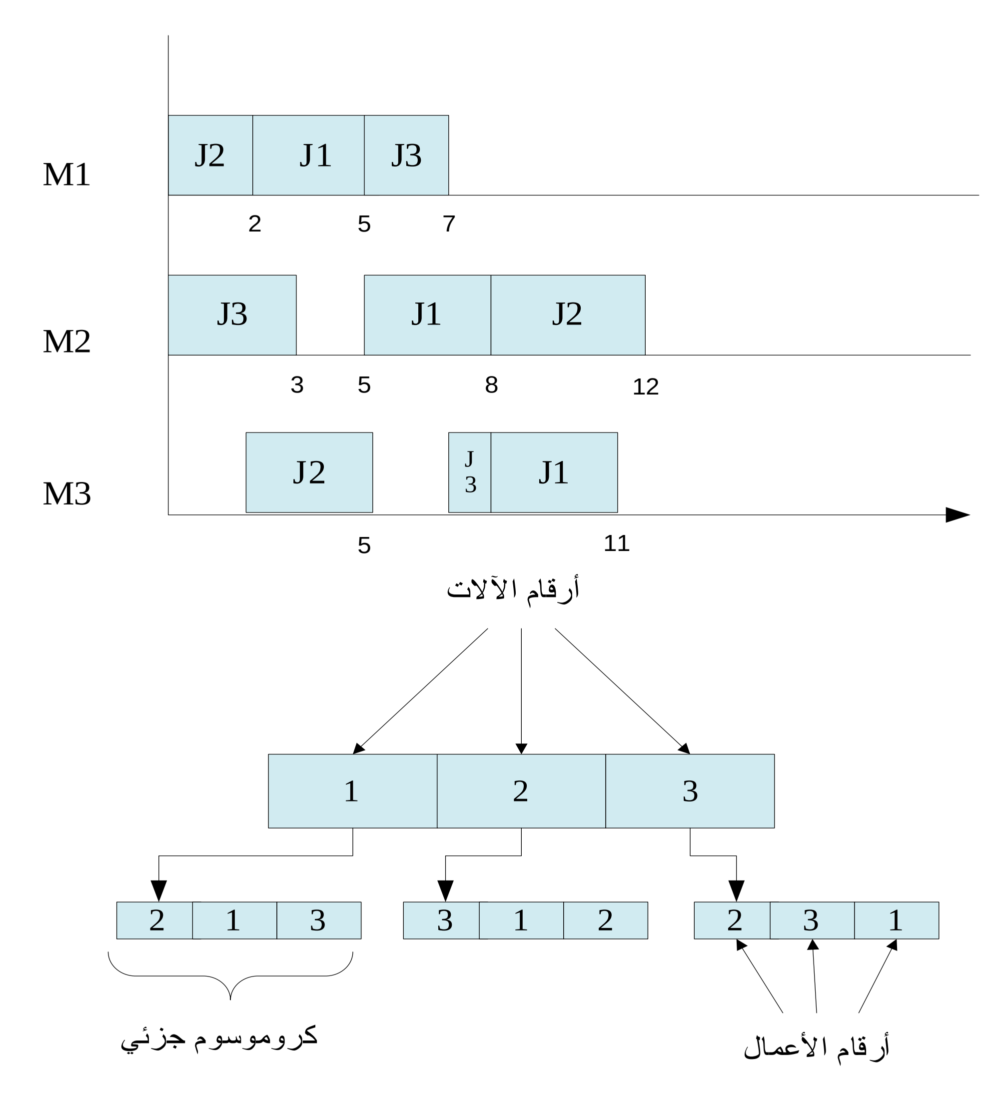
ومن ثم تكون العمليات المرشّحة للجدولة هي: J٢/M٢، J٢/M٣، والعمليات القابلة هـي: J٢/M٣ فقـط، ولذلك نقوم بجدولتها كما في الشكل (٤-٢-ح)، وأخيراً نقوم بجدولة العملية الأخيرة المتبقية J٢/M٢ كما في الشكل(٤-٢-خ)، لننتهي من بناء الجدول من الكروموسوم، ولنحصل على حل مُجدي من النوع نصف الفعّال وبقيمة $C_{\max} = 18$.

من الواضح أنّه مع إجرائية فك الترميز السابقة، كل الكروموسومات الممكنة سوف تُنتِج حلول مُجدية ونصف فعّالة، لكن من المعروف أنّ الحل الأمثل لمسألة الأعمال الصناعية يقـع ضـمن مجموعـة الحلـول الفعّالة؛ ولذلك قمنا بتحسين أداء إجرائية فك الترميز السابق لتُنتِج جداولاً فعّالةً، وليس فقط نصف فعّالة.



الشكل (٤-٢): استنتاج جدول من كروموسوم.

عند جدولة أي عملية، إننا لا نكتفي بمقارنة زمني انتهاء سلف العمل وسلف الآلة وأخذ الأكبر بينهما، بل نفحص أيضاً فيما أمكن جدولة هذه العملية في أي فترة بطالة سابقة، في مثالنا السابق تقوم إجرائية فك الترميز بإجراء قفزة يسارية مباحة لتتم جدولة العملية J٢ علىM٣ عند الزمن ٣ بدلاً من ١١، مما أدى إلى جدولة J٢ على M٢ تلقائياً عند الزمن ٨ بدلاً من ١٤؛ وكنتيجة لذلك تم تصغير $C_{\max}$ بمقدار ٦ وحدات زمنية، كما في الشكل (٤-٢-د)، وتصبح بنية الكروموسوم النهائية كما في الشكل (٤-٣).



الشكل (٤-٣): الحل النهائي الناتج.

مع إجرائية فك الترميز المقترحة، إنّ كل الكروموسومات المولدة عشوائياً أو الناتجة عن عوامل الخوارزمية الجينية من تصالب وطفرة، ستعطي بالتأكيد حلولاً فعّالة، وبالتالي سيتم البحث في الأماكن الواعدة وإهمال المناطق غير الواعدة من فضاء البحث، مما سيزيد من إمكانية الوصول إلى الحل الأمثل.

٤-٧- التهيئة البدائية:

يتألف المجتمع البدائي من عدد ثابت من الكروموسومات، يتم توليدها عشوائياً.

يمكن للكروموسوم أن يقوم بعمليات التصالب مع أي كروموسوم آخر في المجتمع، ولا يُشترط علاقة جوار محددة من أجل ذلك.

٤-٨- الاختيار:

قمنا بتطبيق طريقة جديدة تعتمد دمج ثلاث طرق من الاختيار، وهي: عجلـة الروليـت Roulette wheel، الاختيار العشوائي Random selection، المسابقة Tournament [٣٥].

من أجل موازنة الضغط الانتقائي Selective Pressure، فإننا نقوم أولاً في بداية البحـث بتطبيـق طريقة الاختيار العشوائي، وفي منتصف عملية البحث نقوم بتطبيق طريقة المسابقة، وفي المراحـل النهائيـة للبحث نقوم بتطبيق طريقة الروليت التي تختار دوماً الأفراد الأكثر ملاءمة.

٤-٩- التصالب:

إنّ تطبيق طرق التصالب العادية على جينات الكروموسومات الجزئية ستؤدي بالتأكيد إلى إنتاج ذرية غير مشروعة، ولذلك قمنا باختيار تصالب مبني على الترتيب Order-based Crossover [٤٦]، وتطبيق نوعين منه على مستوى الكروموسومات الجزئية (الأعمال):

- **التصالب مبني على الترتيب بنقطة واحدة:**

يتم في هذا النوع اختيار موقع عبور عشوائي على طول السلسلة التي تُمثّـل كروموسـوم جزئـي، ويُؤخذ الجزء الذي يسبق نقطة العبور من الكروموسوم الجزئي الأول لأحد الأبوين، والجزء الذي بعد نقطـة العبور من الكروموسوم الجزئي الأول للأب الآخر، من الرموز غير الموجودة مسبقاً (أي لا يُسـمح بتكـرار الرموز)، مع مراعاة ترتيب ورودها؛ ليتم توحيدهما لتشكيل الكروموسوم الجزئي الأول للفـرد الابـن، يـتم تكرار هذه العملية بعدد الكروموسومات الجزئية (عدد الآلات)؛ لتوليد كل الكروموسومات الجزئية للابن، على سبيل المثال: بفرض لدينا مسألة تتألف من ٥ أعمال يـتم جـدولتها علـى ٣ آلات، وبفـرض أنّـه A_1, A_2

كروموسومين يُمثّلان حلين لهذه المسألة، فإنّ تطبيق التصالب السابق عليهما، سينتج A'_1, A'_2 كما في القسم العلوي من الشكل (٤-٤).

• **التصالب مبني على الترتيب بنقطتين:**

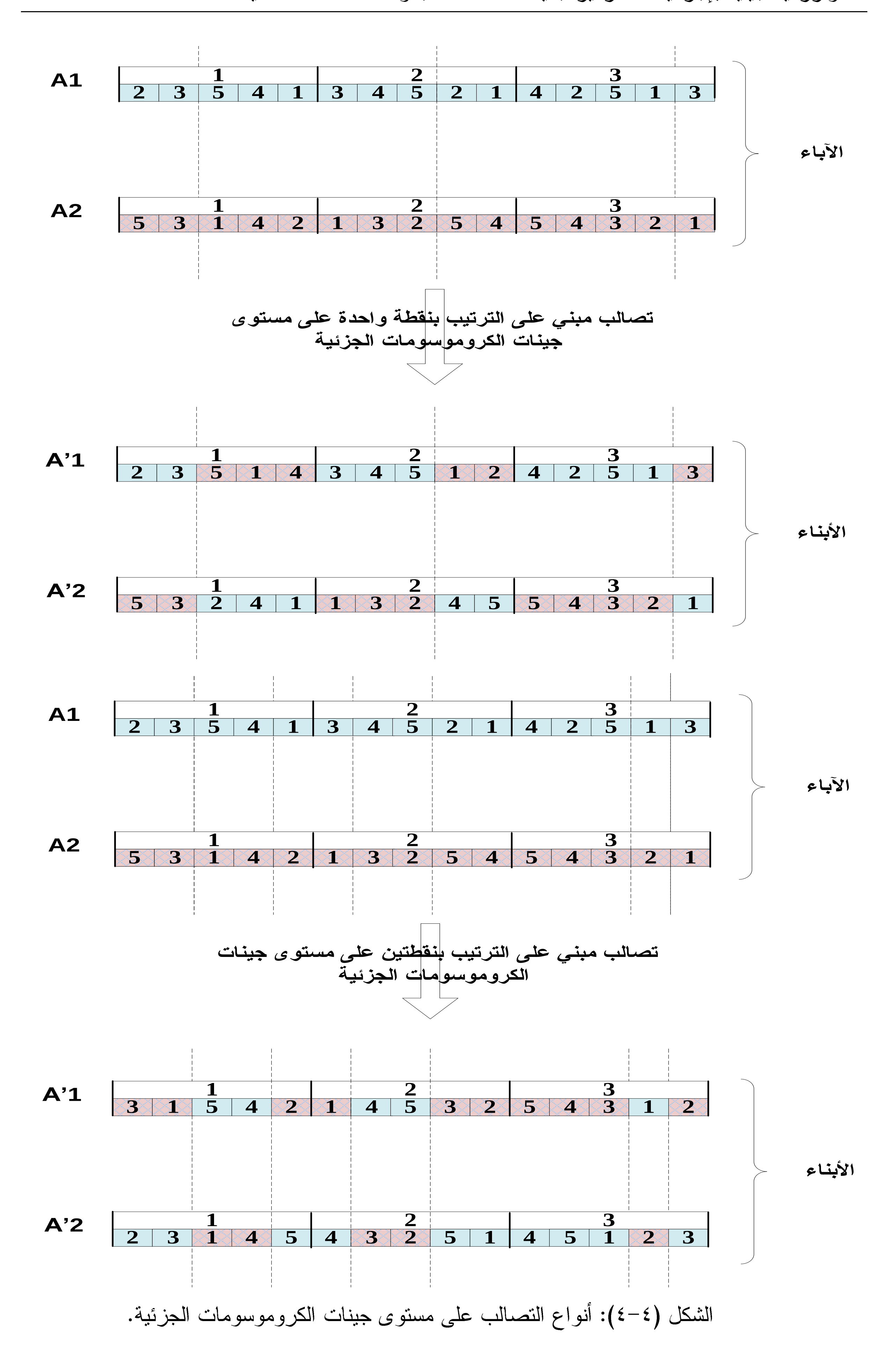
يتم في هذا النوع اختيار نقطتي عبور بشكل عشوائي على طول السلسلة التي تُمثّل كروموسوم جزئي، ويُؤخذ القسم الواقع بين النقطتين من الكروموسوم الجزئي الأول لأحد الأبوين، والقسمين خارج النقطتين من الكروموسوم الجزئي الأول للأب الآخر، من الرموز غير الموجودة مسبقاً (أي لا يُسمح بتكرار الرموز)، مع مراعاة ترتيب ورودها؛ ليتم توحيدهم لتشكيل الكروموسوم الجزئي الأول للفرد الابن، يتم تكرار هذه العملية بعدد الكروموسومات الجزئية (عدد الآلات)؛ لتوليد كل الكروموسومات الجزئية للابن، يبيّن القسم السفلي من الشكل (٤-٤) تطبيق هذا التصالب على نفس كروموسومات المثال السابق.

٤-١٠- الطفرة:

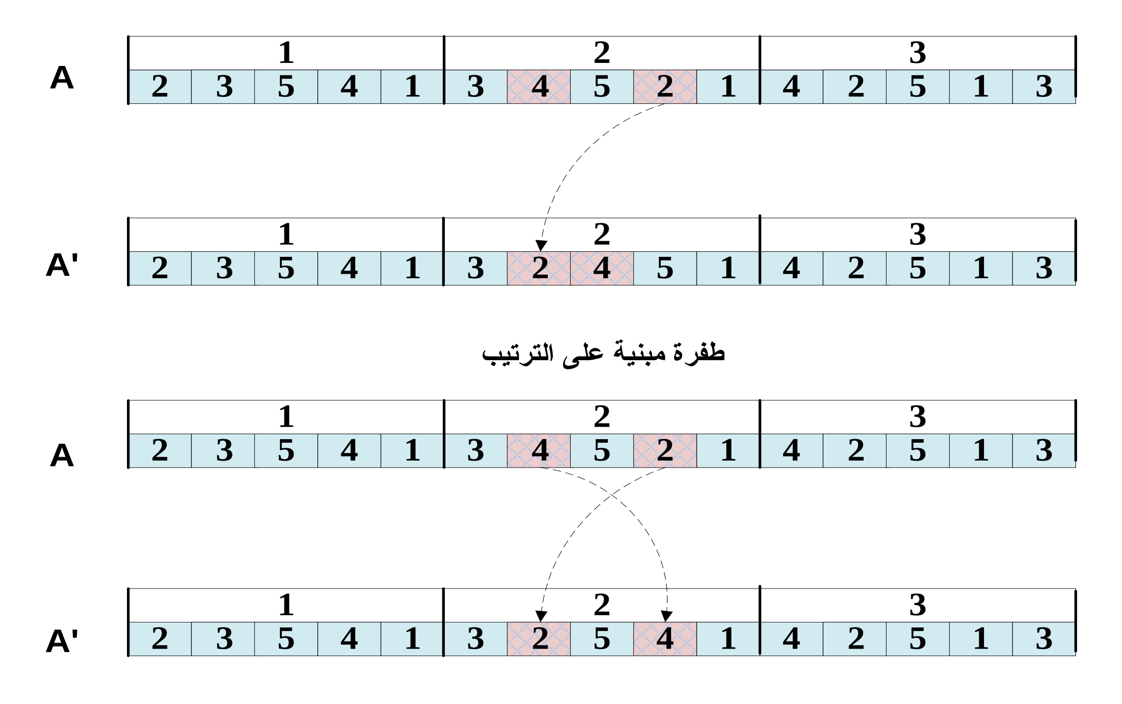
اخترنا طريقة تعتمد على تطبيق نوعين من الطفرة، وهما: الطفرة المبنية على الموضع Position Based، والطفرة المبينة على الترتيب Order Based [٤٦] ، يتم في البداية اختيار الأفراد المراد تطويرهم بالطفرة، حيث يتم دائماً اختيار الفرد ذو الملاءمة الأقل ليكون أولّهم، أما البقية فيتم اختيارهم عشوائياً.

بالنسبة لكيفية تطبيق الطفرة، فإنّه يتم توليد رقم عشوائي بين الواحد وعدد الكروموسومات الجزئية، إذ سيُمثّل هذا الرقم عدد مرات تكرار تطبيق الطفرة على الكروموسومات الجزئية للكروموسوم الأساسي، بعد ذلك سيتم في كل تكرار اختيار كروموسوم جزئي عشوائياً؛ ليتم تطبيق أحد نوعي الطفرة السابقتين باحتمالية متساوية عليه.

تقوم الطفرة المبنية على الموضع باختيار مورثتين عشوائياً ومن ثم التبديل بين موضعيهما، بينما تقوم الطفرة المبنية على الترتيب بنقل إحدى المورثتين من موضعها الحالي؛ لتصبح أمام المورثة الأخرى، يبين الشكل (٤-٥) شرحاً لكل منهما.



الشكل (٤-٤): أنواع التصالب على مستوى جينات الكروموسومات الجزئية.



الشكل (٤-٥): أنواع الطفرة.

٤-١١- التعامل مع الأفراد غير المُجدية:

من الممكن دائماً توليد أفراد تُمثّل حلولاً غير مُجدية أثناء التوليد العشوائي للمجتمع البدائي، أو نتيجة لتطبيق أحد عوامل التطور (الطفرة، التصالب)، ويتم عادةً معالجة هذه الحالة بطرق عدة وهي:

١- رفض الحلول غير المُجدية.

٢- قبول الحلول، ولكن مع فرض غرامة عليها في تابع الملاءمة الذي يقيس ملاءمة الأفراد.

٣- تطوير إجرائية خاصة تدعى بإجرائية الإصلاح، تقوم بتحويل الأفراد غير المُجدية إلى مُجدية دوماً.

الطريقة الأولى لم يثبت نجاحها عملياً، أما الطريقة الثانية فتُعتبر غير فعّالة في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية؛ لأن الجزء من فضاء البحث الذي يُمثّل الجداول المُجدية (المشروعة) صغير جداً بالمقارنة مع الجزء الذي يُمثّل الجداول المرشّحة (المحتملة)؛ ولهذا قمنا باستخدام الطريقة الثالثة وذلك بدمج إجرائية الإصلاح ضمن إجرائية فك الترميز.

٤-١٢- الاستبدال:

يوجد طريقتان للاستبدال، وهما:

١- الحالة الثابتة Steady State: يتم استبدال عدد معين من الأفراد في كل جيل.

٢- الاستبدال العام Generational Replacement: يتم استبدال المجتمع بأسره في كل جيل.

هذا وقد قمنا في بحثنا باختيار الطريقة الأولى؛ للمحافظة على الحلول الجيدة من جيل لآخر.

يوجد العديد من الطرق لاختيار الأفراد التي سيتم استبدالها بالأفراد الجدد كاختيار الفرد الأسوأ، الأقدم، أو يمكن أن يتم الاختيار عشوائياً..، ونحن اخترنا استبدال الأب بالابن.

أيضاً الاستبدال يمكن أن يكون مشروطاً أو غير مشروطٍ، ونحن اخترنا الاستبدال المشروط الذي يقوم على شرطين، وهما: أن تكون ملاءمة الابن أفضل، وأن لا يوجد فرد آخر في المجتمع بنفس الملاءمة.

٤-١٣- شرط الانتهاء:

يتحدد شرط الانتهاء للخوارزمية بالوصول إلى العدد الأعظمي المسموح به من الأجيال.

٤-١٤- النتائج والمناقشة:

تم كتابة الخوارزمية بلغة C++، وتم التنفيذ على حاسب شخصي بمعالج GHz ٢.١٦ وذاكرة ٢GB RAM مع Intel C++ Compiler ١١.١.٥٤، في نظام التشغيل Windows XP S٣.

بعد القيام بعدة تجارب، تم اعتماد وتثبيت القيم التالية لبارامترات الخوارزمية: حجم المجتمع ١٠٠ فرد، معدل التصالب ٨٠%، معدل الطفرة ٢٠%، العدد الأكبر للأجيال المسموح به ١٠٠٠ جيل، عدد الأفراد المرشّحة للتصالب في كل جيل ٢، عدد الأفراد المرشّحة للطفرة في كل جيل ٢، معدل اختيار كل من نوعي الطفرة ٥٠%.

من أجل اختبار الخوارزمية المقترحة (سنرمز لها NGA)، تم تطبيقها لحل ٣٣ عيّنة من عيّنات المسألة المعياريّة التي يتم استخدامها دائماً من أجل تقييم أو قياس أداء الخوارزميات المقترحة لحل المسألة Standard Benchmarks Instances، والتي حصلنا عليها من OR Library من الموقع الإلكتروني:

http://people.brunel.ac.uk/~mastjjb/jeb/orlib/jobshopinfo.html

ومن ثم تم مقارنة النتائج مع أربعة أعمال أخرى مشابهة وهي:

GAPR تشير إلى عمل Onnambalam وزملاؤه [٤٣]، GAND تشير إلى أحد عملي Amirthagadeswaran وزميله [٧٥]، GAIN تشير إلى عملهما الآخر [٧٦]، GAWU تشير إلى عمل Wu وزملاؤه [٧٧].

يُبيّن الجدول (٤-٢) مقارنة حلول الخوارزمية المقترحة NGA مع حلول الخوارزميات الجينية الأخرى، بالنسبة للقيم الناتجة عن خوارزميتنا، فقد تم تنفيذ الخوارزمية ٥ مرات وأخذ قيمة زمن الانتهاء الكلي $C_{\max}$ الأفضل منها مع زمن التنفيذ المرافق له.

بالنسبة إلى الاختصارات المستخدمة في الجداول:

BKS: يدل على الحل الأمثل أو أفضل حل تم التوصل إليه بكل الطرق المستخدمة عند العيّنة المقابلة حتى وقتنا الحاضر، (في كثير من الأبحاث يتم استخدام كلمة أمثل Optimal بدلاً منها).

BS: يدل على الحل الأفضل الذي تم التوصل إليه بواسطة الخوارزمية المقابلة عند العيّنة المقابلة، وتُوضع قيمته بالتنسيق **لون غامق** عندما تكون قيمته هي الأفضل من بين كل الخوارزميات.

NA: تشير إلى أنّ الباحثين لم يذكروا قيم BS عند العيّنات المقابلة لها، أي لم يقوموا بتطبيق خوارزميتهم لحل تلك العيّنات.

بالنسبة لأزمنة تنفيذ الخوارزميات الأخرى فهي مأخوذة من المقالات المقابلة المنشورة في المجلات والمؤتمرات العالمية.

يتضح من الجدول (٤-٢) أنّ خوارزميتنا أعطت حلولاً أفضل بكثير من كل الخوارزميات الأخرى على كل العيّنات المعياريّة المذكورة، و من أجل مقارنة أكثر وضوحاً مع الآخرين قمنا بحساب:

الخطأ النسبي للحل الأفضل Relative Error of Best Solution: $B_RE = \dfrac{Best - BKS}{BKS}$

لكل خوارزمية على عيّناتها المذكورة.

الجدول (٤-٢): مقارنة حلول الخوارزمية المقترحة NGA مع حلول الخوارزميات الجينية الأخرى.

العيّنة				الخوارزمية المقترحة NGA		خوارزميات جينية أخرى							
						طريقة لائحة التفضيل GAPR		طريقة ترميز جديدة GAND		طريقة ترميز مبنية على العملية مع عامل العكس GAIN		طريقة ترميز جديدة GAWU	
الرقم	الاسم	الحجم	BKS	BS	زمن التنفيذ بالثانية	BS	زمن التنفيذ بالثانية	BS	زمن التنفيذ بالثانية	BS	زمن التنفيذ بالثانية	BS	زمن التنفيذ بالثانية
1	ft06	6x6	55	**55**	0.78	58	8	*NA*	*NA*	65	0.6	**55**	2.13
2	abz5	10x10	1234	**1242**	0.328	1243	17	1361	0.44	1775	1.54	*NA*	*NA*
3	abz6	10x10	943	**950**	0.313	1018	18	1076	0.38	1365	1.53	*NA*	*NA*
4	orb07	10x10	397	**415**	0.266	452	15	499	0.44	561	1.56	*NA*	*NA*
5	orb08	10x10	899	**946**	0.328	954	14	*NA*	*NA*	1377	1.64	*NA*	*NA*
6	orb09	10x10	934	**958**	0.328	1075	13	*NA*	*NA*	1411	1.59	*NA*	*NA*
7	orb10	10x10	944	**1002**	0.281	1089	12	*NA*	*NA*	1392	1.6	*NA*	*NA*
8	orb01	10x10	1059	**1107**	0.328	1116	13	*NA*	*NA*	1428	1.59	*NA*	*NA*
9	orb02	10x10	888	**930**	0.312	1002	12	*NA*	*NA*	1289	1.59	*NA*	*NA*
10	la16	10x10	945	**978**	0.297	1001	14	*NA*	*NA*	1432	1.59	*NA*	*NA*
11	mt10	10x10	930	**970**	0.328	1052	15	1241	0.44	1395	1.65	998	92.3
12	mt20	20X5	1165	**1218**	0.391	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*	1236	57.54
13	la27	20x10	1235	**1357**	0.875	*NA*	*NA*	1626	0.77	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
14	la28	20x10	1216	**1315**	0.906	*NA*	*NA*	1478	0.77	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
15	la29	20x10	1142	**1287**	0.797	*NA*	*NA*	1551	0.77	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
16	la30	20x10	1355	**1382**	0.812	*NA*	*NA*	1605	0.77	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
17	la36	15x15	1268	**1351**	1.109	1486	37	*NA*	*NA*	1840	3.51	*NA*	*NA*
18	la37	15x15	1397	**1517**	0.968	1581	31	1883	0.82	2232	3.51	*NA*	*NA*
19	la38	15x15	1196	**1280**	0.968	1374	26	1521	0.83	2006	3.46	*NA*	*NA*
20	la39	15x15	1233	**1342**	0.938	1353	27	1560	0.83	2165	3.46	*NA*	*NA*
21	la40	15x15	1222	**1300**	1.022	1374	29	1596	0.87	2007	3.52	*NA*	*NA*
22	abz7	20x15	656	**721**	1.266	*NA*	*NA*	846	1.05	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
23	abz8	20x15	645	**760**	1.313	*NA*	*NA*	886	1.05	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
24	abz9	20x15	661	**794**	1.344	*NA*	*NA*	950	1.05	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
25	swv06	20x15	1591	**1996**	1.407	*NA*	*NA*	2564	1.05	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
26	la31	30x10	1784	**1791**	1.438	*NA*	*NA*	1902	1.1	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
27	la32	30x10	1850	**1883**	1.694	*NA*	*NA*	2142	1.15	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
28	la33	30x10	1719	**1741**	1.766	*NA*	*NA*	1951	1.26	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
29	la34	30x10	1721	**1784**	1.407	*NA*	*NA*	1961	1.26	*NA*	*NA*	*NA*	*NA*
30	yn1	20x20	885	**988**	2.094	1012	55	1123	1.43	1541	6.15	*NA*	*NA*
31	yn2	20x20	909	**1026**	2.234	1101	57	1144	1.42	1564	6.15	*NA*	*NA*
32	yn3	20x20	892	**992**	2.047	1035	51	1220	1.43	1699	6.1	*NA*	*NA*
33	yn4	20x20	968	**1074**	2.281	1081	50	1334	1.37	1862	6.15	*NA*	*NA*

ومن ثم حساب:

- متوسط Mean ذلك الخطأ M_B_RE حيث أنّ: $M_B_RE = \frac{\sum_{i=n}^{i=1} B_RE}{n}$ ، حيث أنّ n عدد العيّنات.
- الانحراف المعياري Standard Deviation لذلك الخطأ B_RE_SD.

كما هو موضح بالجدول (٤−٣).

الجدول (٤−٣): قيم متوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل والانحراف المعياري له لكل الخوارزميات.

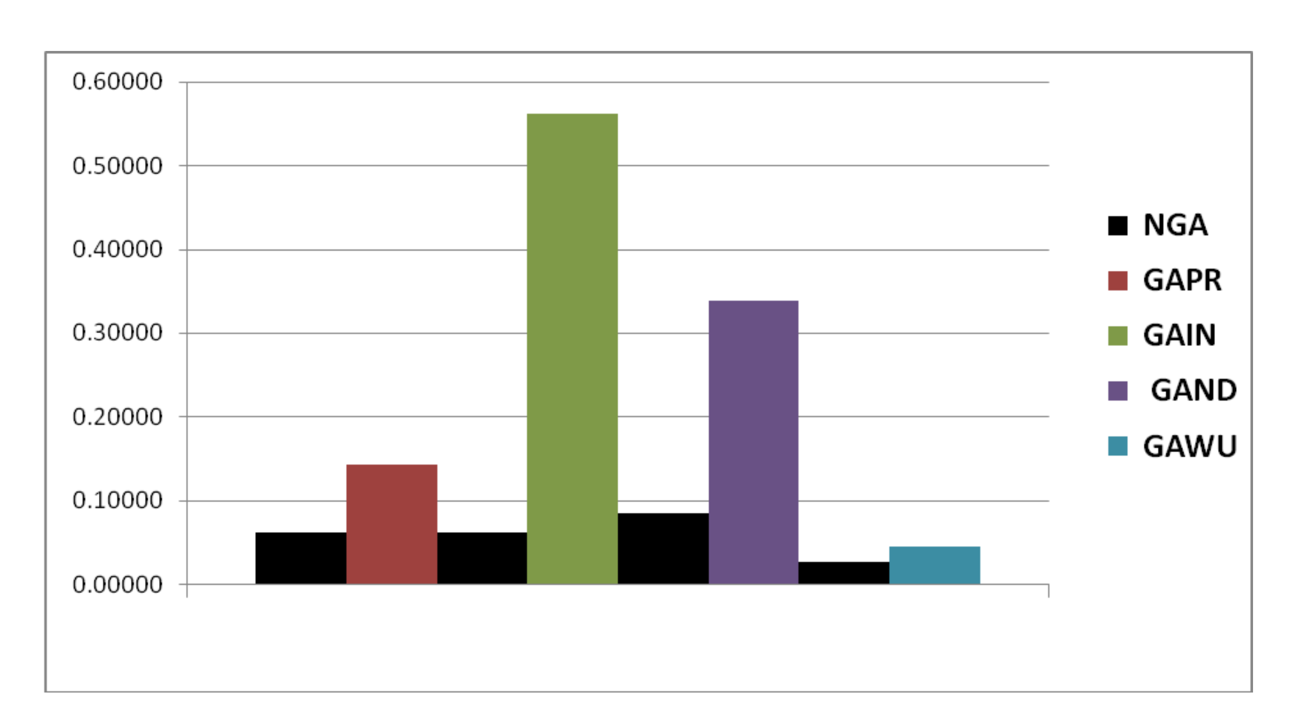
الخوارزمية المقترحة NGA		أرقام العينات	خوارزمية أخرى بطريقة لائحة التفضيل GAPR	
متوسط الخطأ النسبي	الانحراف المعياري للخطأ النسبي		متوسط الخطأ النسبي	الانحراف المعياري للخطأ النسبي
0.060	**0.037**	(1-11)+(17-21)+(30-33)	0.142	0.096

الخوارزمية المقترحة NGA		أرقام العينات	خوارزمية بطريقة الترميز المبنية على العملية مع عامل العكس GAIN	
متوسط الخطأ النسبي	الانحراف المعياري للخطأ النسبي		متوسط الخطأ النسبي	الانحراف المعياري للخطأ النسبي
0.060	**0.037**	(1-11)+(17-21)+(30-33)	0.561	0.184

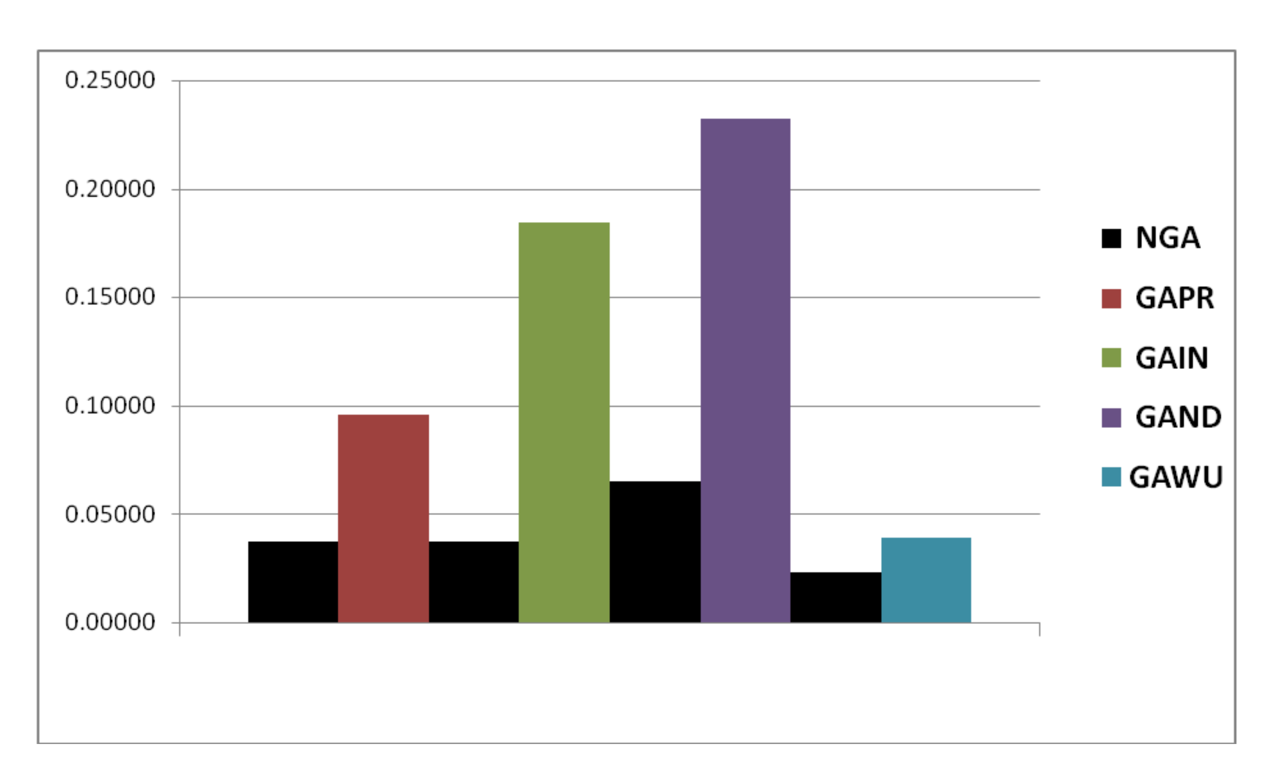
الخوارزمية المقترحة NGA		أرقام العينات	خوارزمية بطريقة ترميز جديدة GAND	
متوسط الخطأ النسبي	الانحراف المعياري للخطأ النسبي		متوسط الخطأ النسبي	الانحراف المعياري للخطأ النسبي
0.084	**0.065**	(2-4)+(11)+(13-16)+(18-33)	0.339	0.232

الخوارزمية المقترحة NGA		أرقام العينات	خوارزمية بطريقة ترميز جديدة GAWU	
متوسط الخطأ النسبي	الانحراف المعياري للخطأ النسبي		متوسط الخطأ النسبي	الانحراف المعياري للخطأ النسبي
0.026	**0.023**	(1)+(11-12)	0.045	0.039

يُمثّل الشكلان (٤−٦) و (٤−٧) مخططين بيانيين للقيم الموجودة في الجدول (٤−٣)، يُلاحظ فيهما أنّ الخوارزمية المقترحة قد حققت القيم الأفضل لمتوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل وللانحراف المعياري له، مما يثبت تفوقها على الخوارزميات الأخرى من ناحية جودة الحلول والثبات في الأداء على عيّنات مختلفة في الحجم والهيكلية، وبكلفة زمنية أقل في معظم الأحيان.



الشكل (٤-٦): مقارنة بين قيم متوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل لكل الخوارزميات.



الشكل (٤-٧): مقارنة بين قيم الانحراف المعياري للخطأ النسبي للحل الأفضل لكل الخوارزميات.

من الناحية العلمية، إنّ زمن تنفيذ الخوارزمية لا يُعتبر مؤشراً على درجة تعقيدها، بسبب أنّ زمن التنفيذ يتعلق بعوامل عديدة، ومنها:

- سرعة المعالج، حجم الذاكرة.
- لغة البرمجة، المترجم المستخدم معها.
- نظام التشغيل.
- مهارة المبرمج.
- نوعية وجودة المكتبات المستخدمة.

بالنسبة للخوارزمية المقترحة، قمنا بإجراء تجربة تتضمن تثبيت كل العوامل المذكورة وقياس زمن التنفيذ لحلها الأفضل في حالتين مختلفتين من حيث بنى المعطيات (المكتبات) والمترجم المستخدم فقط، وهما:

- الحالة الأولى: بنية المعطيات "vector" من المكتبة "vector.h" مع المترجم Intel C++ Compiler ١١.١.٥٤.
- الحالة الثانية: بنية المعطيات "deque" من المكتبة "deque.h" مع المترجم الموجود ضمن Microsoft Visual Studio ٢٠٠٨.

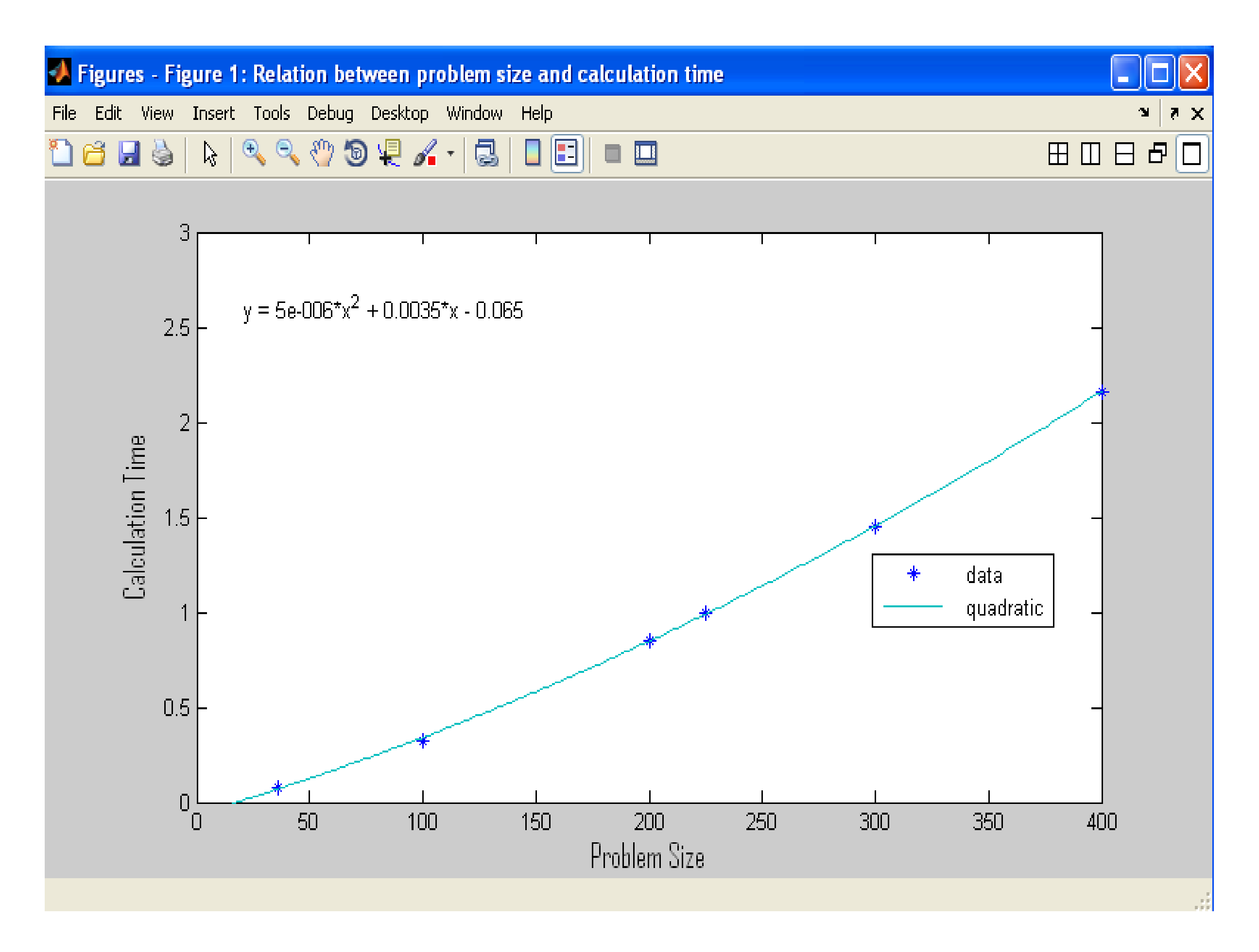
فكانت النتائج كما في الجدول (٤-٤).

من الملاحظ وجود فرق شاسع في زمن تنفيذ الخوارزمية بين الحالتين، ولهذا عادةً يتم الاستدلال على درجة تعقيد الخوارزمية من خلال العلاقة الكائنة بين زمن تنفيذ الخوارزمية وحجم المسألة، أي العلاقة بين مقدار الزيادة في زمن تنفيذ الخوارزمية مع مقدار الزيادة في حجم المسألة.

من أجل تحديد هذه العلاقة، قمنا أولاً بحساب المتوسط الحسابي لأزمنة التنفيذ اللازمة لحل العيّنات متساوية الحجم، واعتماده لرسم العلاقة مع حجم العيّنة، ومن ثم قمنا بالاستعانة ببرنامج Matlab لتوليد ورسم المنحني البياني ذي الشكل الأقرب للعلاقة، كما في الشكل (٤-٨) حيث يُمثّل المحور الأفقي حجم المسألة (عدد الأعمال مضروباً بعدد الآلات)، بينما يُمثّل المحور العمودي الكلفة الزمنية المقابلة لتنفيذ هذه العيّنة.

الجدول (٤-٤): مقارنة بين أزمنة تنفيذ الخوارزمية المقترحة عند تغيير المكتبات والمترجم المستخدم.

العينة			زمن التنفيذ بالثانية	
الرقم	الاسم	الحجم	الحالة الاولى	الحالة الثانية
1	ft06	6x6	20	0.78
2	abz5	10x10	101	0.328
3	abz6	10x10	88	0.313
4	orb07	10x10	78	0.266
5	orb08	10x10	94	0.328
6	orb09	10x10	90	0.328
7	orb10	10x10	98	0.281
8	orb01	10x10	90	0.328
9	orb02	10x10	91	0.312
10	la16	10x10	84	0.297
11	mt10	10x10	91	0.328
12	mt20	20X5	97	0.391
13	la27	20x10	201	0.875
14	la28	20x10	210	0.906
15	la29	20x10	202	0.797
16	la30	20x10	207	0.812
17	la36	15x15	231	1.109
18	la37	15x15	223	0.968
19	la38	15x15	238	0.968
20	la39	15x15	231	0.938
21	la40	15x15	223	1.022
22	abz7	20x15	306	1.266
23	abz8	20x15	312	1.313
24	abz9	20x15	318	1.344
25	swv06	20x15	347	1.407
26	la31	30x10	355	1.438
27	la32	30x10	355	1.694
28	la33	30x10	357	1.766
29	la34	30x10	352	1.407
30	yn1	20x20	452	2.094
31	yn2	20x20	473	2.234
32	yn3	20x20	472	2.047
33	yn4	20x20	479	2.281



الشكل (٤-٨): العلاقة بين حجم المسألة وزمن تنفيذ الخوارزمية المقترحة على النقاط المذكورة.

يتبيّن من المنحني في الشكل (٤-٨) أنّ العلاقة بين حجم المسألة وزمن تنفيذ الخوارزمية المقترحة هي علاقة كثير حدود من الدرجة الثانية تقريباً على النقاط المذكورة، أي أنّ درجة تعقيد الخوارزمية هي $O(n^2)$ على النقاط المذكورة، وهذه ميزة أخرى يمكن إضافتها إلى الخوارزمية المقترحة.

الفصل الخامس

تهجين خوارزمية جينية تفرّعية مع خوارزميتي البحث المحرّم ومحاكاة التلدين لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية

٥- تهجين خوارزمية جينية تفرّعية مع خوارزميتي البحث المُحرّم ومحاكاة التلدين لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية:

٥-١- مقدمة:

في وقتنا الحالي يتجه معظم الباحثين إلى تطوير الخوارزميات المهجّنة بدلاً من تطوير خوارزمية وحيدة من أجل حل مسائل الأمثلة التوافقية، وهذا يتضح من أنّ معظم الأبحاث التي نُشرت مؤخراً استخدمت الطرق المهجّنة من خوارزميتين أو أكثر من أجل إيجاد الحل [٧٣].

بالنسبة لمسألة جدولة الأعمال الصناعية، فبالرغم مما حققته خوارزميات ما بعد الاجتهادية من تفوّق، إلا أنّه لم تتمكّن أيّة خوارزمية وحدها من تحقيق النتائج المرجوة، ربّما بسبب أنّ لكل منها نقاط ضعف خاصة بها؛ ولهذا السبب اتجه الباحثون في الآونة الأخيرة إلى تطوير الخوارزميات المهجّنة؛ لتوحيد نقاط القوة فيما بينها، من أجل الوصول إلى حلول أفضل [٧].

في هذا البحث قمنا ببناء خوارزمية جينية تفرّعية جديدة بثلاثة مجتمعات فرعيّة مع هجرة للأفراد، تتطور بآن واحد وبطرق مختلفة، إذ تم تطوير المجتمع الفرعي الأول بالعوامل الجينية فقط، بينما تم تطوير الثاني بالعوامل الجينية بالإضافة إلى خوارزمية البحث المُحرّم، وتم تطوير الثالث بالعوامل الجينية بالإضافة إلى خوارزمية محاكاة التلدين، مع السماح بهجرة الأفراد فيما بينها.

من أجل تقييم الخوارزمية المقترحة تم مقارنتها مع العديد من الأعمال العالمية الحديثة والمشابهة، وفقاً للمعايير العالمية المشهورة المستخدمة في هذه الأعمال، على ٤٣ عيّنة من عيّنات المسألة العالمية المعيّارية، وقمنا أيضاً بتحديد العلاقة بين حجم المسألة وزمن تنفيذ الخوارزمية على العيّنات المذكورة [٧٨].

٥-٢- الخوارزمية الجينية التفرّعيّة المهجّنة:

تقوم الخوارزمية الجينية التقليدية بتطوير مجتمع واحد فقط، بينما تقوم الخوارزمية الجينية التفرّعية بتقسيم المجتمع الواحد إلى عدّة مجتمعات فرعية؛ ليتم تطويرها بشكل مستقل عن بعضها بعضاً وفي آن واحد، مع إمكانية تبادل المعلومات فيما بينها من حين لآخر عن طريق هجرة الأفراد؛ لذلك تُعتبر الخوارزمية الجينية

التفرّعية أفضل من التقليدية من عدّة نواحٍ تتعلق بتأخير التقارب السابق لأوانه Premature Convergence، سرعة الحساب، تنويع البحث، بالإضافة إلى أنّ عمليات التطور الحاصلة فيها أقرب إلى التطور الطبيعي، فالتطور في الطبيعة لا يحصل في مجتمع واحد، وإنما في مجتمعات متعددة [٧٩].

يتم تصنيف الخوارزمية الجينية التفرّعيّة إلى ثلاثة أصناف رئيسية وهي:

- **مجتمع واحد السيد والخادم Single-population master-slave**:

يتألف من مجتمع واحد، كما في الجينية التقليدية ويتم توزيع عمليات تقييم الأفراد على وحدات معالجة متعددة.

- **مجتمع واحد مُقسّم لأفراد متعدّدة Single-population fine-grained**:

يتألف من مجتمع واحد، يتم تخصيص وحدة معالجة مركزية لإجراء العمليات اللازمة لكل فرد، ويتم تعريف طريقة لتوليد عدد صغير من الأفراد المجاورة لكل فرد، ويتم إجراء التصالب معهم فقط.

- **متعددة المجتمعات، أو الجزيرة Multi-population, or island**:

يتم تقسيم المجتمع إلى عدّة مجتمعات فرعيّة تُدعى أحياناً جزر، ويتم تطوير كل مجتمع على حدة، ويُسمح بهجرة الأفراد من مجتمع لآخر من وقت لآخر [٤٧].

اخترنا في بحثنا نموذج الجزر؛ لملاءمته لفكرة التهجين الأساسية، ولسهولة تطبيقه على نظام حاسوبي وحيد المعالج بدلاً من متعدد المعالجات.

٥-٢-١- النموذج التفرّعي:

يتألف النموذج التفرّعي من ثلاثة مجتمعات فرعيّة:

- المجتمع الأول: يتم تطويره بواسطة عوامل التطور الجينية من تصالب وطفرة.
- المجتمع الثاني: يتم تطويره مثل المجتمع الأول مع إضافة البحث المُحرّم.
- المجتمع الثالث: يتم تطويره مثل المجتمع الأول مع إضافة محاكاة التلدين.

الغاية من هذا النموذج هو تطوير كل مجتمع فرعي بطريقة مغايرة عن الأخرى.

٥-٢-٢- الدافع إلى التهجين:

إنّ أهم مشكلة تعاني منها أيّة خوارزمية ما بعد الاجتهادية عند استخدامها لحل مسائل الأمثلة التوافقية هي: عدم قدرتها على تحقيق توازن بين عملية تنويع البحث وعملية تكثيفه ضمن فضاء البحث، حيث يُقصد بتنويع البحث استكشاف مناطق جديدة، بينما يُقصد بتكثيف البحث تركيز البحث ضمن منطقة الجوار لنقطة معيّنة [٢٠].

إنّ مسألة تصميم خوارزمية مهجّنة تعتمد بشكل أساسي على فهم نقاط ضعف وقوة كل طريقة، قبل الخوض في تفاصيل العمل، سنقوم بعرض نقاط القوة والضعف التي استخلصناها لكل خوارزمية بالجدول (٥-١).

نلاحظ من الجدول (٥-١) أنّ استخدام كل من البحث المُحرّم أو محاكاة التلدين فقط سيؤدي إلى فحص حل وحيد دائماً أو مسار نقطة وحيدة من فضاء البحث، مما سيؤدي إلى احتمالية كبيرة بهجر المناطق الواعدة من فضاء البحث والوقوع في حل أمثل محلّي، بالإضافة إلى أنّه لو افترضنا استخدام خوارزمية تفرّعيّة من البحث المُحرّم أو محاكاة التلدين أي البدء تفرعياً من عدة نقاط من فضاء البحث، فإنّ ذلك لن يؤمن عملية تبادل المعلومات بين الحلول الناتجة.

من ناحية أخرى تقوم الخوارزمية الجينية بالبحث تفرّعيّاً ومن عدة نقاط في فضاء الحلول، وتؤمّن عملية تبادل المعلومات خلال عملية البحث، ولكن آليّة عملها على نقاط مختلفة من فضاء البحث، وعوامل التطور الموجودة فيها (التصالب، الطفرة) تجعلها غير قادرة على البحث في جوار الحلول القريبة من الأمثل.

أما الخوارزمية الجينية التفرّعيّة مع هجرة للأفراد فهي أقوى من العادية في تنويع البحث، وتُعتبر من إحدى الطرق المتبعة للتغلب على مسألة التقارب السابق لأوانه.

أما عن أسباب التهجين مع كلٍ من محاكاة التلدين والبحث المُحرّم بالرغم من وجود التشابه بينهما في طريقة التعامل مع حل واحد فقط وقيامهما بالبحث محلّياً، فهي أنّ كلاً منهما يقوم باستكشاف فضاء الحلول بطريقة مختلفة عن الأخرى، أي بمسار مختلف عن الآخر، وأنّه من جهة أخرى تُعتبر

الجدول (٥-١): نقاط الضعف والقوة لكل خوارزمية.

الخوارزمية	نقاط القوة	نقاط الضعف
الجينية العادية	امكانيات كبيرة في تنويع البحث. الاستفادة من تاريخ البحث وامكانية دمج الأجزاء الجيدة من الحلول السابقة مع بعضعها البعض.	صعوبة البحث في جوار الحل الامثل. التقارب السابق لأوانه.
الجينية التفرّعية مع هجرة الأفراد	إمكانيات أكبر في تنويع البحث. احتمال أقل بحصول التقارب السابق لأوانه. الاستفادة من تاريخ البحث وإمكانية دمج الأجزاء الجيدة من الحلول السابقة من مجتمعات متعددة مع بعضها البعض.	صعوبة البحث في جوار الحل الامثل.
البحث المُحرّم	إمكانيات كبيرة في تكثيف البحث. استخدام ذاكرة المنع لمنع حدوث الحلقات.	التسلسلية في البحث والبدء من نقطة وحيدة. سهولة الوقوع في حل أمثل محلي.
محاكاة التلدين	إمكانيات جيدة في تكثيف البحث. إمكانية أكبر من البحث المُحرّم في الإفلات من حل أمثل محلي.	عدم القدرة على الاستفادة من عمليات البحث السابقة. التسلسلية في البحث والبدء من نقطة وحيدة. سهولة الوقوع في حل أمثل محلي. إمكانية حدوث حلقات.

خوارزمية البحث المُحرّم أكثر مقدرةً في تكثيف البحث من حيث أنها تقوم بتوظيف لائحة المنع من أجل منع حدوث الحلقات، بينما تُعتبر خوارزمية محاكاة التلدين أكثر مقدرةً في الإفلات من حل أمثل محلّي بسبب العشوائية في اختيار الجوار في بداية البحث والتي تنخفض تدريجياً بالمضي قدماً في الخوارزمية.

في الأعمال السابقة تم تطبيق خوارزمية جينية بمجتمعات متعددة مع هجرة للأفراد [٤٦] [٤٧] لكن في تلك الأعمال خلال فترة التطور الذاتي لمجتمع معيّن لم تكن هناك آلية معيّنة لاكتساب صفات جديدة مغايرة للتي يمكن اكتسابها في باقي المجتمعات.

أما في نموذج الخوارزمية الجديدة المقترحة سنقوم بتطوير المجتمعات الفرعيّة بطرق تطوير مختلفة عن بعضها البعض.

وهذا من وجهة نظرنا الخاصة يحاكي التطور الطبيعي بشكل أكبر، ويزيد من الفائدة الناتجة عن الهجرة

الحاصلة بين المجتمعات الفرعيّة فيما لو تم تطويرها بنفس الطرق.

حيث إنّ أفراد المجتمع المُتلقّي ستكتسب صفات جديدة مطوّرة بطرق مختلفة عن طرق تطورها المحلّية، أي إنّ التطور الذاتي الحاصل في ميّزات أي فرد ضمن مرحلة التحسين المحلّي (بواسطة البحث المُحرّم أو محاكاة التلدين أو الطفرة)، وفقاً لنظرية تطور Lamarck، سيتم توريثه بواسطة الهجرة ومن ثم التصالب إلى أفراد المجتمعات الأخرى، وبالتالي سيكون لدينا مزيج من تطور Darwin وتطور Lamarck [٤١].

وعليه فإننا نرى أنّ الخوارزمية المقترحة ستقوم بتوحيد قدرات الخوارزمية الجينية الكبيرة في تنويع البحث مع قدرات خوارزميتي البحث المُحرّم ومحاكاة التلدين في تكثيفه، ولهذا ستبدي قدرات متوازنة في تنويع البحث وتكثيفه، يُبيّن الشكل (٥-١) إطار عمل الخوارزمية الجينية التفرّعيّة المهجّنة.

تتألف الخوارزمية من المراحل التالية:

١- مرحلة التهيئة: وفيها يتم تهيئة المجتمعات الفرعيّة الثلاثة.

٢- مرحلة التطوير الذاتي لكل مجتمع فرعي على حدة، وتتضمن:

- تطوير أفراد المجتمع الفرعي العام بواسطة العوامل الجينية فقط ويستمر ذلك حتى الوصول إلى شرط الخروج من الخوارزمية الجينية الفرعيّة الخاصة بذلك المجتمع.
- تطوير كل فرد من أفراد المجتمع الفرعي الخاص بمحاكاة التلدين على حدة بواسطة خوارزمية محاكاة التلدين فقط، ومن ثم يتم تطوير كل الأفراد مجتمعة بواسطة العوامل الجينية فقط، ويستمر ذلك حتى الوصول إلى شرط الخروج من الخوارزمية الجينية الفرعيّة الخاصة بذلك المجتمع.
- تطوير كل فرد من أفراد المجتمع الفرعي الخاص بالبحث المُحرّم على حدة بواسطة خوارزمية البحث المُحرّم فقط، ومن ثم يتم تطوير كل الأفراد مجتمعة بواسطة العوامل الجينية فقط، ويستمر ذلك حتى الوصول إلى شرط الخروج من الخوارزمية الجينية الفرّعيّة الخاصة بذلك المجتمع.

٣- مرحلة فحص شروط انتهاء الخوارزمية التفرّعيّة المهجّنة:

وفيها يتم فحص شروط الخروج من الخوارزمية التفرّعيّة، فإن كان محققاً يتم إظهار الفرد الأفضل من

بين المجتمعات الثلاثة ويتم الخروج من الخوارزمية التفرّعيّة، أما في الحالة المعاكسة فيتم الانتقال إلى المرحلة ٤ من الخوارزمية.

٤- مرحلة الهجرة:

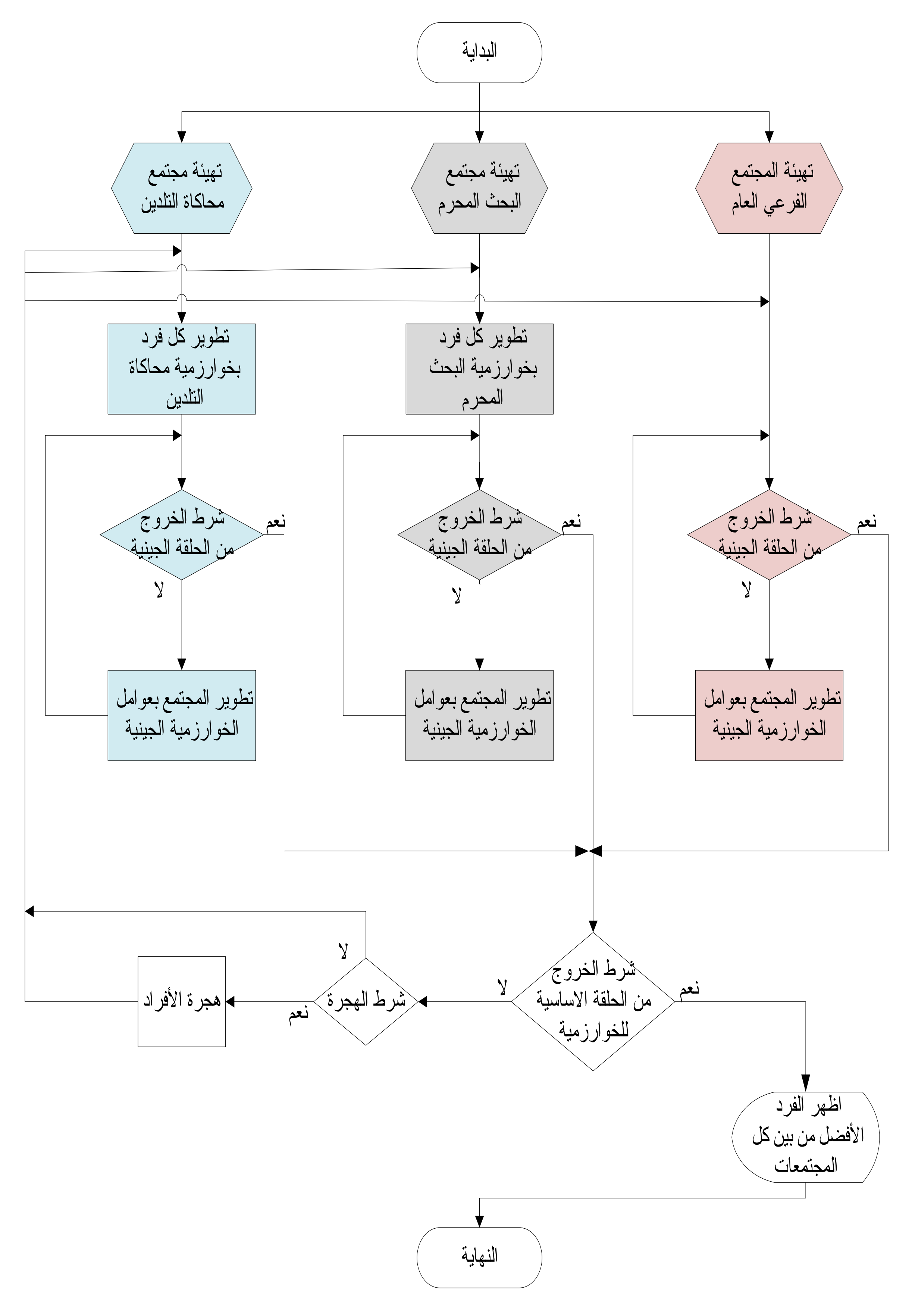
وفيها يتم فحص شرط حدوث الهجرة، فإن كان محققاً تتم الهجرة بين المجتمعات الفرعية ونعود إلى المرحلة ٢ من الخوارزمية، أما في الحالة المعاكسة فإننا نعود أيضاً إلى المرحلة ٢ من الخوارزمية ولكن بدون حدوث هجرة.

٥-٢-٣- التهيئة البدائية:

يتألف المجتمع البدائي من عدد ثابت من الكروموسومات التي هي عبارة عن سلاسل من الرموز كما رأينا في الفصل السابق، يتم توليدها عشوائياً، وباستخدام إجرائية فك التشفير المقترحة سابقاً فإنّ الكروموسومات ستُمثّل حلولاً تقع ضمن الجزء الفعّال من فضاء البحث، بما أنّ الحل الأمثل هو دائماً من النوع الفعّال فإنّه من الأفضل البحث ضمن مجموعة الحلول الفعّالة فقط.

٥-٢-٤- العوامل الجينية:

بالنسبة لعوامل التطور من تصالب وطفرة، ولعملية اختيار الأفراد المراد تطويرها فقد تم اعتمادها كما هي في الفصل السابق، أما بالنسبة لعملية الاستبدال فهي مختلفة قليلاً، ففي الفصل السابق كانت عملية استبدال الأفراد القديمة بالأفراد الجديدة مشروطة كلياً بشرطين، وهما أن تكون ملاءمة الفرد الجديد أفضل، وأن لا يوجد فرد آخر في المجتمع بنفس الملاءمة، أما في هذا العمل فإننا نقوم بعملية استبدال مشروطة جزئياً، أي سنقوم باستثناء عدد معين (بنسبة ٢٥ %) من الأفراد الجديدة من هذه الشروط وقبول استبدال الأفراد القديمة بالأفراد الجديدة وإن كانت أقل ملاءمةً منها، ما عدا الفرد الأفضل وهذا ما يُدعى إستراتيجية النخبة Elitist Strategy، وذلك من أجل منع التقارب السابق لأوانه، مع المحافظة على الصفات الأفضل من جيل لآخر.



الشكل (٥-١): إطار عمل الخوارزمية الجينية التفرّعيّة المهجّنة.

٥-٢-٥- سياسة الهجرة:

في هذا النموذج من الخوارزميات التفرّعيّة تلعب سياسة الهجرة التي تتحكم بعملية تبادل المعلومات بين المجتمعات الفرعية، دوراً جوهرياً في أداء الخوارزمية من مختلف النواحي، لذا من الضروري تحديد كل العوامل المؤثرة على سياسة الهجرة.

تعتمد سياسة الهجرة بشكل أساسي على العوامل التالية:

- **بنية المجتمعات الفرعية وطريقة الربط الطبوبوجي بينها:**

فيها يتم تحديد مسارات الهجرة بين المجتمعات واتجاهاتها، تلعب طريقة وصل المجتمعات دوراً مهماً في سرعة وبطء وصول الحلول الجيدة للمجتمعات الأخرى، في دراستنا اخترنا طريقة تدعى Super Star-shaped. المبينة بالشكل (٥-٢) تتيح لنا هذه البنية هجرة الأفراد بشكل مباشر بين أي مجتمعين دون الحاجة لزيارة المجتمع الآخر [٤٧].

- **فترة العزل Isolation Time:**

هي عدد الأجيال الفائتة التي يجب أن يتم فيها تطوير المجتمعات بشكل مستقل قبل السماح بهجرة الأفراد فيما بينها، وقد اخترنا أنّ تتم الهجرة بعد مضي ثلاثة أجيال دون تحسين في كل من المجتمعات، أي عندما تصل جميع المجتمعات إلى حالة التقارب، إذا حدثت الهجرة بوقت مبكر عندها ربما تكون الأجزاء الجيدة من الأفراد المهاجرة صغيرة جداً لأن تعطي تأثيرها على المجتمع المُستقَر.

- **نسبة الهجرة Migration Rate و تردد الهجرة Migration Frequency:**

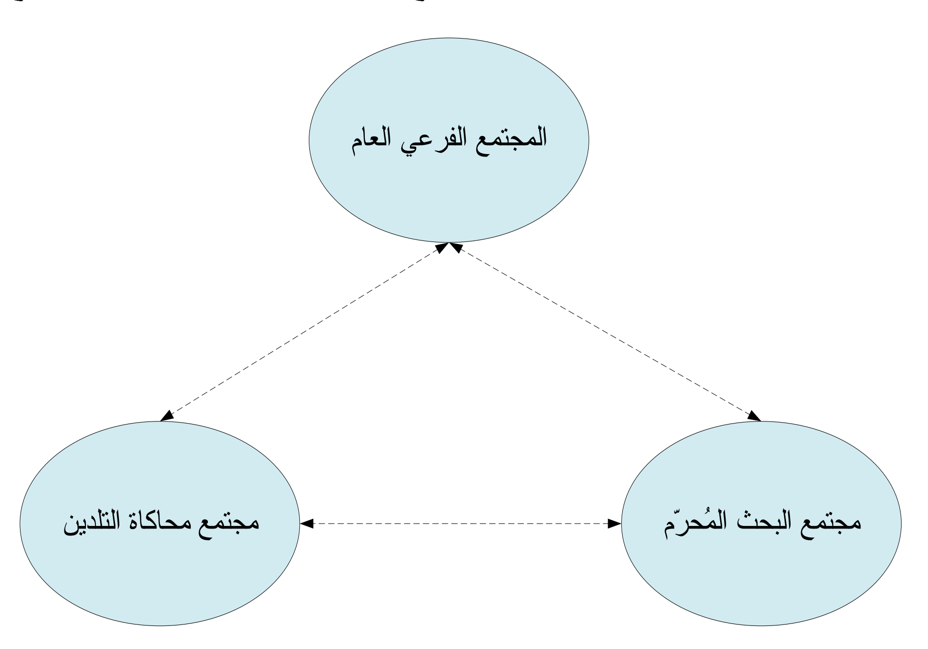
يُقصد بنسبة الهجرة عدد الأفراد المهاجرة بين المجتمعات، بينما يُقصد بتردد الهجرة تواتر حدوث الهجرة بين المجتمعات، في بحثنا قمنا بالسماح بهجرة فرد واحد بعد كل نهاية لفترة العزل، أما بالنسبة لحدوث الهجرة فإنّه يعتمد على طول فترة العزل.

- **طريقة اختيار واستبدال الأفراد المهاجرة:**

يوجد العديد من طرق اختيار الأفراد المهاجرة واستبدالها، في عملنا هذا قمنا بتجربة أربعة أنواع من هذه الطرق، وهي:

- الأفضل من المجتمع المنطلق يستبدل الأسوأ من المجتمع المُستقَر.
- الأفضل من المجتمع المنطلق يستبدل آخر يتم اختياره عشوائياً من المجتمع المُستقَر.
- فرد يتم اختياره عشوائياً من المجتمع المنطلق يستبدل الأسوأ من المجتمع المُستقَر.
- فرد يتم اختياره عشوائياً من المجتمع المنطلق يستبدل آخر يتم اختياره عشوائياً من المجتمع المُستقَر.

هذا وقمنا باختيار الأفراد الأفضل من المجتمع المُنطلَق لتَستبدل الأسوأ من المجتمع المُستقَر [٣٥].



الشكل (٥-٢): بنية الربط بين المجتمعات الفرعية.

٥-٢-٦- شروط الانتهاء:

يتم الخروج من الخوارزمية الجينية التفرّعيّة: عند الوصول لقيمة معيّنة لتابع الهدف، أو الوصول إلى العدد الأعظمي المسموح به من التكرارات وهو ١٠٠ تكراراً، أو عندما تحدث الهجرة لعدد من المرات أكبر من نصف عدد أفراد أصغر مجتمع فرعي.

٥-٣- خوارزمية البحث المُحرّم:

يعتمد أداء هذه الخوارزمية على العديد من العوامل، فيما يلي سنبيّن كيف قمنا بتصميمها [٣٠].

٥-٣-١- الحل البدائي:

إنّ الحلول البدائية لخوارزمية البحث المُحرّم، هي: إما أفراد تم توليدهم عشوائياً أثناء توليد المجتمع البدائي الخاص بها، أو أفراد تم تطويرهم بالعوامل الجينية، أو بواسطة الخوارزمية نفسها، أو بواسطة خوارزمية محاكاة التلدين، وفي كل الحالات السابقة سيُمثِّلون حلولاً تقع ضمن الجزء الفعّال من فضاء البحث.

٥-٣-٢- بنية الجوار:

هي عبارة عن الآلية التي يمكن أن يتم فيها توليد مجموعة من الحلول المجاورة، وذلك بتطبيق تعديل بسيط على الحل الحالي، يتم الانتقال مباشرةً من الحل الحالي إلى حل مجاور له بواسطة ما يدعى بالخطوة (أو بالحركة).

تُشكّل بنية الجوار عاملاً أساسياً في مردود خوارزمية البحث المُحرّم، لأنها تقوم بشكل متكرر بالانتقال من حل مجاور لآخر في فضاء الحلول، ولهذا فإنّه من الضروري أن تتسم بنية الجوار بالمقدرة على حذف الحركات غير المُجدية وغير الضرورية إن أمكن.

تعتمد معظم بنى الجوار التي تم تطويرها خصيصاً لتناسب طبيعة مسألة جدولة الأعمال الصناعية، خلال العقود الثلاثة الماضية، بشكل أساسي على مفهوم الكتلة الحرجة، وذلك بتبديل أماكن عمليتين تنتميان إلى نفس الكتلة الحرجة، أو نقل عملية حرجة من مكان إلى آخر ضمن نفس الكتلة الحرجة بدون شروط أو بشروط معيّنة.

من أجل الوصول إلى الكتل الحرجة لا بد من بناء المسار الحرج أولاً، غالباً ما يقوم الباحثون ببناء المسار الحرج بطريقة واحدة طيلة فترة البحث، لكن في خوارزميتنا قمنا ببناء المسار الحرج بطريقتين: الأولى تعطي الأفضلية لخلف الآلة، والثانية تعطي الأفضلية لخلف العمل، وقمنا بالتبديل من واحدة لأخرى لأغراض تتعلق بتنويع البحث، حيث أنّه يتم في كل بداية للخوارزمية اختيار أحدهما باحتمال مساو للآخر.

بفرض O عملية حرجة، وبفرض أنّ كل من خلفيها هو عملية حرجة فإنّه يتم تفضيل خلف الآلة على خلف العمل عند بناء المسار الحرج في الطريقة الأولى، ويتم تفضيل خلف العمل على خلف الآلة عند بناء المسار الحرج بالطريقة الثانية، أما عندما يوجد أحدهما فقط عندها لا يوجد مجال للاختيار ويتم اختياره أياً كان.

يوجد أنواع عديدة من البنى، وغالباً ما يقوم الباحثون باستخدام بنية جوار واحدة أثناء عملية البحث، ونحن اخترنا تطبيق اثنتان من أهمها، وهما [٦٤]: N٥, N٣.

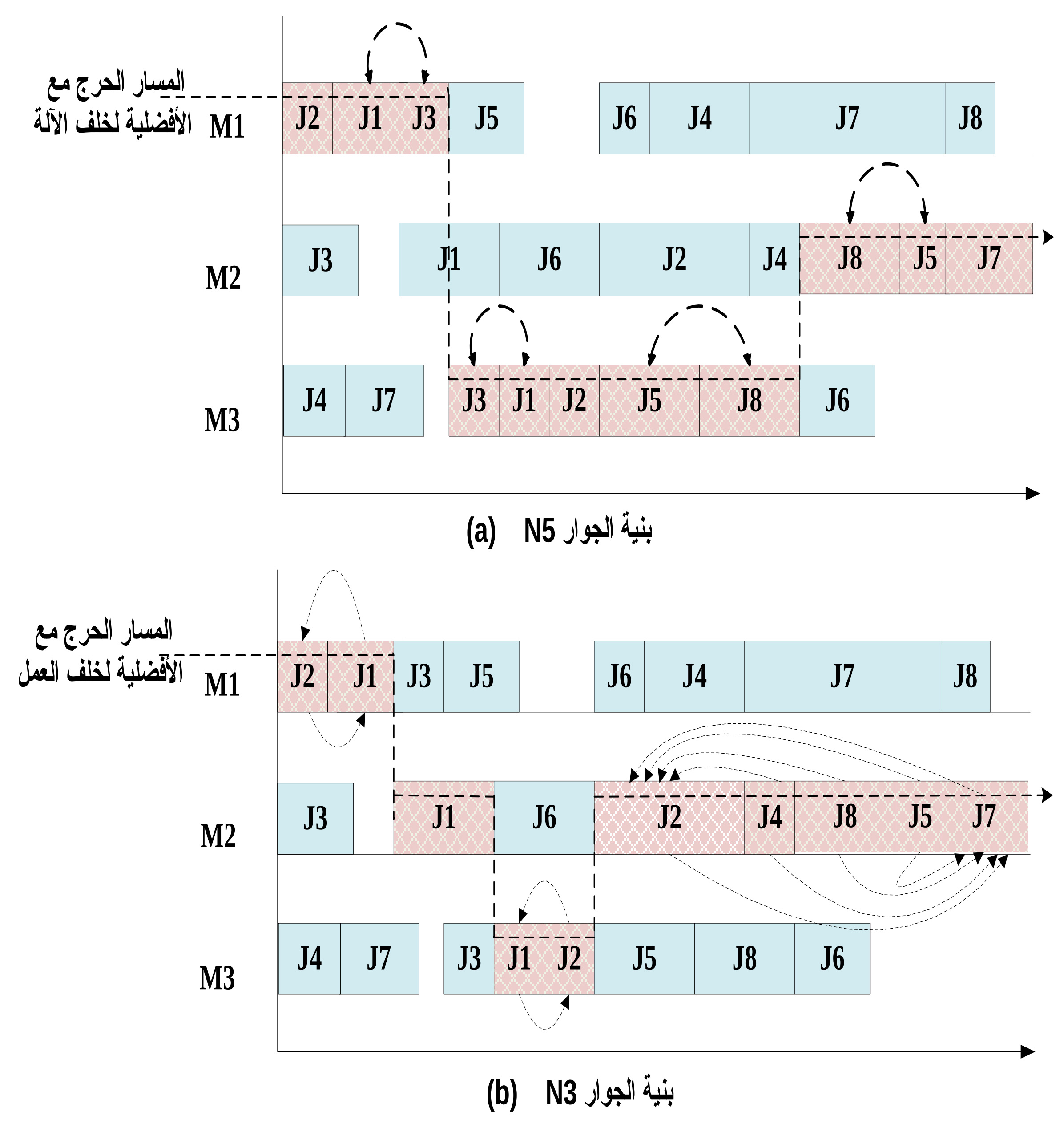
يُبيّن الشكل (٥-٣) بنيتي الجوار N٥ و N٣ على التسلسل، من الواضح أنّه يوجد أكثر من مسار حرج للجدول وأنّه أثناء بناء المسار الحرج يمكن إعطاء الأفضلية لخلف الآلة أو خلف العمل، وأن تغيير طريقة تشكيل المسار الحرج سيؤدي إلى تغيير في مجموعة الحلول المجاورة الناتجة.

يتم توليد الجوار في N٥ ببناء مسار حرج واحد فقط، وبتبديل أماكن:

- آخر زوج من العمليات في الكتلة الحرجة الأولى.
- أول وآخر زوج من العمليات في الكتل الحرجة الداخلية.
- أول زوج من العمليات في الكتلة الحرجة الأخيرة.

بينما يتم توليد الجوار في N٣ ببناء مسار حرج واحد فقط، ومن ثم إزاحة كل عملية حرجة في كل كتلة حرجة لتصبح في بداية أو نهاية الكتلة.

كلتا البنيتان مصممتان بشكل يعطي حلولاً مجاورة مُجدية لا تحتاج إلى تطبيق إجرائية إصلاح عليها،البنية N٣ هي أكبر حجماً وتقوم باستكشاف مناطق أوسع في فضاء البحث من N٥، ولكن على بكلفة حسابية أكبر المرافقة لذلك، من أجل تقليل الكلفة الحسابية دون المخاطرة بحدوث تقصير في عملية التكثيف حول الحلول القريبة من الحلول الأمثل، فإننا نقوم بتطبيق البنية N٥ بشكل أساسي لاستكشاف فضاء البحث، ومن ثم نقوم باستخدام N٥ من أجل إعادة تكثيف البحث حول المناطق الأفضل فقط من فضاء البحث والتي يُحتمل وجود الحل الأمثل ضمنها.



الشكل (٥-٣): بنيتي الجوار N٣,N٥، مع طريقتي بناء المسار الحرج.

٥-٣-٣- تقييم الخطوة:

يتم تقييم جميع الحلول المجاورة بحساب قيمة زمن الانتهاء الكلي لكل منها $C_{\max}$، وذلك بتمرير خوارزمية فك التشفير المقترحة في الفصل السابق جزئياً، وذلك اعتباراً من أبكر عملية حرجة تم تغيير زمن جدولتها، ويتم الحفاظ على العمليات التي لم يتم تغيير ترتيبها ضمن الحل، وهذا طبعاً يُقلل من الكلفة الحسابية المرافقة لتحويل الحل من النمط الجيني إلى النمط المظهري، ويُعتبر الحل المجاور ذو قيمة زمن الانتهاء الكلي الأقل هو الحل الأفضل من بين كل الحلول المجاورة.

تُشكّل عمليات توليد المسار الحرج وتقييم الحلول المجاورة الجزء الأكبر من الكلفة الحسابية لخوارزمية البحث المُحرّم، يمكن توليد المسار الحرج وتقييم الحلول المجاورة بالطرق التقريبية التي تقلل من الكلفة الحسابية [٨٠] ولكن على حساب كفاءة الحلول، أو بالطرق التامة التي تعطي نتائج أفضل ولكن بكلفة حسابية كبيرة، وبما أنّ الكلفة الحسابية مقبولة عملياً قمنا باختيار الطرق التامة لخوارزميتنا.

٥-٣-٤- اختيار الخطوة:

يتم اختيار الخطوة بالشكل التالي، يتم اختيار أفضل حل مجاور غير موجود في لائحة المنع، أو يحقق معيار الطموح ليُشكّل البذرة Seed الجديدة الحالية، ومع ذلك ربما نصادف حالات تكون فيها كل الخطوات ممنوعة، بالإضافة إلى أنّه قد لا تُحقق أياً منها معيار الطموح، وعندها يمكن استخدام إحدى الطريقتين لاختيار الخطوة: إما اختيار خطوة عشوائياً، أو اختيار الخطوة الأقدم، لكن عملياً أعطت الطريقة الأولى نتائجاً أفضل، ولهذا تم اعتمادها في خوارزميتنا.

٥-٣-٥- لائحة المنع:

إنّ الغرض الأساسي من لائحة المنع هو منع عملية البحث من العودة إلى الحلول المزارة سابقاً، من أجل التقليل من الكلفة الحسابية والتخزينية فإنّه يتم تخزين مميزات الحلول بدلاً من الحلول ذاتها، مما يزيد من فعّالية الخوارزمية، ولكنّه يطرح في نفس الوقت مشكلة جديدة، وهي إمكانية منع استكشاف حلول جيدة غير مزارة لكونها تتشارك في مميزاتها مع حلول موجودة في لائحة المنع، من أجل التغلب على ذلك يتم استخدام **معايير الاستثناء من المنع** (معايير الطموح) التي تُعرّف معايير إن توفرت في حل ما، سيتم تضمينه في مجموعة الجوار المسموحة وإن كان متعارضاً مع شروط المنع.

عند القيام بخطوة نقوم بتحديث لائحة المنع وذلك بتخزين: رقم العمل، رقم الآلة الموافقة، موضع العملية القديم على الآلة قبل الخطوة، موضعها الجديد بعد الخطوة، اتجاه الإزاحة؛ ليتم منع الخطوة المعاكسة.

يلعب **طول لائحة المنع** دوراً كبيراً في توجيه عملية البحث في فضاء الحلول، فالطول القصير سيؤدي بالتأكيد إلى حصول الكثير من الحلقات، بينما الطول الأكبر من اللازم سيؤدي إلى فرض الكثير من القيود على عملية

البحث، عملياً في إيجاد الحل الأمثل لمسألة ما من الصعب (أو المستحيل) إيجاد قيمة ثابتة لطول هذه اللائحة تمنع حدوث الحلقات وبنفس الوقت لا تفرض قيود هائلة على عملية البحث وتتوافق مع كل عينات المسألة المختلفة.

ما تزال هذه المشكلة قيد البحث، على أية حال أحد الطرق الممكنة لحل هذه المشكلة هي استخدام طول متغير للائحة المنع بدلاً من الطول الثابت.

يمكن تغيير طول اللائحة بعدة طرق، معظمها يتضمن توليد رقم عشوائي ضمن مجال محدد يتعلق بعدد الآلات وعدد الأعمال، بطريقة أو بأخرى، بالنسبة لنا قمنا باختبار قيم متعددة لطول لائحة المنع، وكنتيجة لذلك قمنا بتطبيق طريقة جديدة تعتمد إعطاء الأفراد أطوالاً متزايدة تبدأ من القيمة ١٢ وتنتهي بالقيمة ١٢+ عدد أفراد المجتمع كالتالي:

طول لائحة المنع = ١٢+ رقم الفرد ضمن المجتمع.

أعطت هذه الطريقة عملياً نتائج جيدة بالمقارنة مع غيرها، لا يوجد أسس نظرية تُفسّر اختيار طريقة ما، وكل الطرق السابقة بما فيها طريقتنا مبنية على التجربة.

يتم تحديث لائحة المنع بعد القيام بكل خطوة، وذلك بإضافة مميزات الخطوة إلى رأس اللائحة، وإزاحة كل من العناصر الموجودة سابقاً نحو الأسفل بمقدار حجرة تخزينية واحدة، وفي حال كانت اللائحة ممتلئة فسيتم حذف عنصر القاع أي ذيل اللائحة قبل عمليات الإزاحة والإضافة.

٥-٣-٦- معيار الطموح:

استخدمنا معيار الطموح التالي: إذا أعطت خطوة ما حلاً أفضل من الحل الأفضل الذي تم إيجاده حتى اللحظة الراهنة، فإنّه يتم تنفيذها وإن كانت ممنوعة.

٥-٣-٧- معايير الانتهاء:

يتم الخروج من الخوارزمية عند الوصول إلى قيمة معيّنة لتابع الهدف، أو بعد مضي ٢٠٠٠ خطوة بدون أيّة تحسينات.

٥-٤- خوارزمية محاكاة التلدين:

يعتمد أداء هذه الخوارزمية على العديد من العوامل، فيما يلي سنبيّن كيف قمنا بتصميمها [٣٠].

٥-٤-١- الحل البدائي:

الحلول البدائية هي: أفراد تم توليدهم عشوائياً أثناء توليد المجتمع البدائي الخاص بها، أو أفراد تم تطويرهم بالعوامل الجينية، أو بالخوارزمية نفسها، أو بواسطة البحث المُحرّم، وفي كل الحالات السابقة سيُمثِّلون حلولاً تقع ضمن الجزء الفعّال من فضاء البحث.

٥-٤-٢- بنية الجوار:

تُشير الدراسات إلى أنّ استخدام بُنى الجوار الأصغر حجماً في خوارزمية محاكاة التلدين يعطي نتائج أفضل من أجل تقارب الخوارزمية [٨١]، تُعدّ البنية N٥ (تم شرحها في الفقرة (٥-٣-٢)) من أصغر البُنى حجماً بالنسبة لمسألتنا؛ ولذلك تم اختيارها.

٥-٤-٣- تقييم الخطوة:

يتم تقييم جميع الحلول المجاورة بحساب قيمة زمن الانتهاء الكلي لكل منها $C_{\max}$، وذلك بتمرير خوارزمية فك التشفير المقترحة في الفصل السابق جزئياً وذلك اعتباراً من أبكر عملية حرجة تم تغيير زمن جدولتها، ويتم الحفاظ على العمليات التي لم يتم تغيير ترتيبها ضمن الحل، وهذا طبعاً يُقلل من الكلفة الحسابية المرافقة لتحويل الحل من النمط الجيني إلى النمط المظهري.

ويُعتبر الحل المجاور ذو قيمة زمن الانتهاء الكلي الأقل هو الحل الأفضل من بين كل الحلول المجاورة.

تُشكّل عمليات توليد المسار الحرج وتقييم الحلول المجاورة الجزء الأكبر من الكلفة الحسابية لخوارزمية البحث المُحرّم، يمكن توليد المسار الحرج وتقييم الحلول المجاورة بالطرق التقريبية التي تقلل من الكلفة الحسابية [٨٠] ولكن على حساب كفاءة الحلول، أو بالطرق التامة التي تعطي نتائج أفضل ولكن بكلفة حسابية كبيرة، وبما أنّ الكلفة الحسابية مقبولة عملياً قمنا باختيار الطرق التامة لخوارزميتنا.

٥-٤-٤- اختيار الخطوة:

يتم اختيار الخطوة عشوائياً، بتوليد رقم عشوائي يخضع للتوزيع المنتظم، ضمن المجال من صفر إلى عدد الحلول المجاورة للحل الحالي.

٥-٤-٥- قبول الخطوة:

يتم قبول الخطوة دائماً إذا كانت قيمة تابع الهدف لها $F(S^{'})$ أقل من قيمة تابع الهدف للحل الحالي $F(S)$ أو مساوية لها، أما في الحالة المعاكسة فإنّه يتم قبول الخطوة باحتمال يتم حسابه حسب تابع احتمال القبول المستخدم، بشكل قياسي يتم استخدام تابع توزيع بولتزمان $P(\Delta E, T) = e^{-\Delta E / T}$.

يتضح من صيغة هذا التابع أنّ الاحتمال يتناسب طرداً مع درجة الحرارة T وعكساً مع الفرق بين قيمتي تابع الهدف $\Delta E = F(s) - F(s')$، يتم إقرار قبول الخطوة أو رفضها بحساب الاحتمال وفقاً لقيم ΔE، T الحالية، ومن ثم توليد رقم عشوائي r يخضع للتوزيع المنتظم ضمن المجال [٠،١]، فإذا تحقق الشرط التالي:

$$P(\Delta E, T) \geq r$$

فإنّه يتم قبول الخطوة، أو يتم رفضها في الحالة المعاكسة.

٥-٤-٦- جدول التبريد:

يُحدّد جدولُ التبريد درجةَ الحرارة T_i في كل خطوة، ولهذا فإنّ له تأثيراً كبيراً على أداء الخوارزمية، يتحدد جدول التبريد بأربعة بارامترات وهي: درجة الحرارة البدائية، حالة التوازن، تابع التبريد، درجة الحرارة النهائية، فيما يلي سنقوم بشرح كلٍ منها.

٥-٤-٦-١- درجة الحرارة البدائية:

إنّ بدء البحث من درجة حرارة عالية جداً سيؤدي إلى قبول عدد كبير من الحلول وستؤول الخوارزمية إلى خوارزمية بحث عشوائي محلّي، أما في الحالة المعاكسة سيتم رفض عدد كبير من الحلول وستؤول إلى خوارزمية بحث تحسين أولي عشوائي؛ ولذلك قمنا بتجربة درجات حرارة مختلفة، وبالنتيجة قمنا باختيار درجة حرارة بدائية معتدلة وهي $T_{\min} = 475$.

٥-٤-٦-٢- حالة التوازن:

من أجل الوصول إلى حالة التوازن عند كل درجة حرارة، يجب تطبيق عدد كافي من الحركات، تقترح الأسس النظرية للخوارزمية أن تكون عدد التكرارات عند كل خطوة متناسباً بشكل أسّي مع حجم المسألة، ولكن هذا غير مقبول عملياً بسبب الكلفة الحسابية الهائلة المترتبة على ذلك، لهذا يجب أن يكون عدد التكرارات متناسباً بعلاقة خطية مع حجم المسألة وخاصة حجم الجوار.

لذلك استخدمنا في خوارزميتنا طريقة تعتمد على تنفيذ عدد تكرارات قريب من عدد الحلول المجاورة في بداية البحث عندما تكون درجة الحرارة عالية، وتنفيذ عدد قريب من مضاعفات عدد الحلول المجاورة عند درجات الحرارة المنخفضة؛ ليتم تكثيف البحث حول المناطق الواعدة من فضاء البحث.

٥-٤-٦-٣- تابع التبريد:

يتم في خوارزمية محاكاة التلدين تخفيض درجة الحرارة تدريجياً حتى تصبح قريبة جداً من الصفر في المراحل النهائية، ومن الضروري إيجاد تسوية بشكل دائم بين جودة الحلول وسرعة التبريد، حيث يتم الحصول دائماً على حلول أفضل إذا تم تخفيض درجة الحرارة بشكل أبطأ، ولكن بالطبع بكلفة حسابية أكبر.

من أجل تحقيق موازنة بين جودة الحلول والكلفة الحسابية اخترنا طريقة الجدولة الهندسية Geometric Schedule التي تقوم بتحديث درجة الحرارة باستخدام المعادلة التالية:

$$T = \alpha \ T \, , \alpha \in \left]0,1\right[$$

وقمنا باختبار قيم متعددة لـــ α، وكنتيجة لتلك الاختبارات قمنا باختيار القيمة $\alpha = 0.9$، حيث أنها أعطت نتائج مرضية بكلفة حسابية مقبولة.

٥-٤-٦-٤- درجة الحرارة النهائية:

يجب أن تكون درجة الحرارة النهائية صغيرة بشكل كافي، ونحن اخترنا القيمة $T_f = 0.1$.

٥-٤-٧- شروط الانتهاء:

الوصول إلى قيمة معيّنة لتابع الهدف أو الوصول إلى درجة الحرارة النهائية الدنيا $T_f = 0.1$.

٥-٤-٨- النتائج والمناقشة:

تمّت كتابة كل البرامج بلغة C++، وتم استخدام مترجم g++ ٤.٣.٣ في بيئة Ubnutu ٩.٠ على حاسب بمعالج ٣GHz Intel Core ٢ Due وذاكرة ٢GB RAM.

بعد القيام بالعديد من التجارب، تم استخدام البارامترات الموضحة بالجدول (٥-٢)، إنّ عدد البارمترات ليس قليلاً، ولكن بالمقابل قيم هذه البارامترات هي ثابتة على كل العينات المستخدمة لتقييم الخوارزمية، ولا تحتاج إلى تغيير أو معايرة من عيّنة إلى أخرى من أجل الحصول على أداء جيد ومتوازن.

من أجل اختبار الخوارزمية المقترحة (سنرمز لها GATSSA)، تم تطبيقها لحل ٤٣ عيّنة من عيّنات المسألة المعياريّة التي يتم استخدامها دائماً من أجل تقييم أو قياس أداء الخوارزميات المقترحة لحل المسألة Standard Benchmarks Instances، والتي حصلنا عليها من OR Library من الموقع الإلكتروني:

http://people.brunel.ac.uk/~mastjjb/jeb/orlib/jobshopinfo.html

ومقارنة النتائج مع الأعمال الأخرى التالية:

١- الجينية المهجّنة مع عناصر الأسراب GAPSO [٨٢].

٢- الجينية المهجّنة مع مستعمرة النحل GAANT [٨٣] .

٣- الجينية المهجّنة مع محاكاة التلدين GASA [٤٩].

٤- الجينية المهجّنة مع البحث المُحرّم GATS [٥٠].

٥- الجينية المهجّنة مع قواعد التوصيل GAPR [٥١]

٦- الجينية المهجّنة مع خوارزمية تحسين محلّي GALI [٨٤]

٧- النمل بمستعمرات متعددة MANT [٥٦].

٨- أسراب الجزئيات المهجّنة مع محاكاة التلدين PSOSA [٨٥].

٩- أسراب الجزئيات المهجّنة مع البحث المُحرّم PSOTS [٨٦].

الجدول (٥-٢): بارامترات الخوارزمية الجيينية التفرّعية المهجّنة.

حجم كل مجتمع فرعي	تابو 20 ، محاكاة التلدين 20، الجينية 500
معدل التصالب	80%
عدد الافراد المرشحة للتصالب في كل جيل	4
معدل الطفرة	20%
عدد الافراد المرشحة للطفرة	4
معدل استبدال أفراد قديمة بأفراد جديدة أقل كفاءة	25%
العدد الأكبر للأجيال المسموح به ضمن مجتمع فرعي	1000
تواتر الهجرة	اذا لم يحصل تحسينات في كل من المجتمعات لفترة تمتد 3 أجيال متعاقبة
عدد الافراد المهاجرة	1
العدد الأكبر للأجيال المسموح به ضمن الخوارزمية التفرّعية الهجينة	جيل 100
شرط الخروج من الخوارزمية التفرّعية الهجينة	الوصول الى قيمة معينة لتابع الهدف أوهجرة عدد أكبر من نصف عدد أفراد أصغر مجتمع الفرعي أو الوصول للعدد الأكبرمن التكرارات المسموح به
طول لائحة المنع	ترتيب وروود الفرد ضمن المجتمع + 12
شرط الخروج من خوارزمية البحث المحرّم	الوصول الى قيمة معينة لتابع الهدف أومرور 2000 خطوة بدون تحسينات
درجة الحرارة البدائية لمحاكاة التلدين	475
معامل انقاص درجة الحرارة α	0.9
درجة الحرارة النهائية لمحاكاة التلدين	0.1
عدد التكرارات عند كل درجة حرارة (قبل الانقاص)	15عندما درجة الحرارة أكبر من 100 و75 في الحالة المعاكسة
شرط الخروج من خوارزمية محاكاة التلدين	الوصول الى قيمة معينة لتابع الهدف أوالوصول الى درجة الحرارة النهائية

١٠-أسراب الجزئيات المهجّنة مع الجهاز المناعي الصنعي PSOAIS [٨٧].

١١- الجزئيات بأسراب متعددة MPSO [١].

تُبيّن الجداول (٥-٣)، (٥-٤) عملية المقارنة اعتماداً على الحل الأفضل الذي توصلت إليه خوارزميتنا، ومتوسط الحلول الناتج عن تكرارها ٢٠ مرة على كل عيّنة.

بالنسبة إلى الاختصارات الموجودة في الجداول:

BKS: يدل على الحل الأمثل أو أفضل حل تم التوصل إليه بكل الطرق المستخدمة عند العيّنة المقابلة حتى وقتنا الحاضر (في كثير من الأبحاث يتم استخدام كلمة أمثل Optimal بدلاً منها).

BS: يدل على الحل الأفضل الذي تم التوصل إليه بواسطة الخوارزمية المقابلة عند العيّنة المقابلة وتُوضع قيمته بالتنسيق **لون غامق** عندما تتساوى قيمته مع قيمة BKS للعيّنة.

AVS: يدل على متوسط الحلول.

AVTm: يدل على متوسط الزمن الذي تتطلبه الخوارزمية المقترحة لحل العيّنة المذكورة بالثواني.

NA: تشير إلى أنّ الباحثين لم يذكروا قيم Bs, AVS عند العيّنات المقابلة لها، أي لم يقوموا بتطبيق خوارزميتهم لحل تلك العيّنات.

الجدول (٥-٣): مقارنة الحل الأفضل ومتوسط الحلول للخوارزمية المقترحة مع الخوارزميات الأخرى.

الخوارزميات الأخرى									GATSSA			العينة			
GAPR		PSOSA		PSOAIS		GALI	MPSO								
AvS	**BS**	**AvS**	**BS**	**AvS**	**BS**	**BS**	**AvS**	**BS**	**(S)AvTm**	**AvS**	**BS**	**BKS**	**الحجم**	**الاسم**	**الرقم**
NA	*NA*	55	**55**	55	**55**	**55**	57.00	57	0.33	55	**55**	55	6x6	ft06	1
NA	*NA*	930.7	**930**	937	**930**	**930**	985.60	956	58.00	930	**930**	930	10x10	ft10	2
NA	*NA*	165.4	**1165**	1173	**1165**	**1165**	1192.10	1180	37.19	1165	**1165**	1165	20x5	ft20	3
667.60	**666**	666	**666**	666	**666**	**666**	666.00	**666**	2.17	666	**666**	666	10x5	la01	4
656.27	**655**	*NA*	**655**	*NA*	**655**	**655**	676.20	668	6.15	655	**655**	655	10x5	la02	5
613.93	**597**	*NA*	**597**	*NA*	**597**	**597**	621.47	606	5.90	597	**597**	597	10x5	la03	6
593.33	**590**	*NA*	**590**	*NA*	**590**	**590**	612.00	611	4.36	590	**590**	590	10x5	la04	7
593.00	**593**	*NA*	**593**	*NA*	**593**	**593**	593.00	**593**	0.38	593	**593**	593	10x5	la05	8
926.00	**926**	926	**926**	926	**926**	**926**	926.00	**926**	0.50	926	**926**	926	15x5	la06	9
890.00	**890**	*NA*	**890**	*NA*	**890**	**890**	890.00	**890**	1.84	890	**890**	890	15x5	la07	10
863.00	**863**	*NA*	**863**	*NA*	**863**	**863**	863.00	**863**	4.96	863	**863**	863	15x5	la08	11
951.00	**951**	*NA*	**951**	*NA*	**951**	**951**	951.00	**951**	0.46	951	**951**	951	15x5	la09	12
958.00	**958**	*NA*	**958**	*NA*	**958**	**958**	958.00	**958**	0.49	958	**958**	958	15x5	la10	13
1222.00	**1222**	1222	**1222**	1222	**1222**	**1222**	1222.00	**1222**	0.63	1222	**1222**	1222	20x5	la11	14
1039.00	**1039**	*NA*	**1039**	*NA*	**1039**	**1039**	1039.00	**1039**	4.54	1039	**1039**	1039	20x5	la12	15
1150.00	**1150**	*NA*	**1150**	*NA*	**1150**	**1150**	1150.00	**1150**	5.30	1150	**1150**	1150	20x5	la13	16
1292.00	**1292**	*NA*	**1292**	*NA*	**1292**	**1292**	1292.00	**1292**	0.64	1292	**1292**	1292	20x5	la14	17
1207.13	**1207**	*NA*	**1207**	*NA*	**1207**	**1207**	1212.30	**1207**	13.80	1207	**1207**	1207	20x5	la15	18
968.27	**945**	945.7	**945**	945	**945**	**945**	1003.20	988	45.90	945	**945**	945	10x10	la16	19
788.93	**784**	*NA*	**784**	*NA*	**784**	**784**	807.27	792	10.40	784	**784**	784	10x10	la17	20
859.27	**848**	*NA*	**848**	*NA*	**848**	**848**	873.13	860	11.15	848	**848**	848	10x10	la18	21
855.47	**842**	*NA*	**842**	*NA*	**842**	**842**	877.00	875	11.55	842	**842**	842	10x10	la19	22
910.00	907	*NA*	**902**	*NA*	**902**	**902**	940.67	938	9.90	902	**902**	902	10x10	la20	23
1097.60	1079	1051.3	**1046**	1053	**1046**	1055	1119.40	1082	424.70	1046.80	**1046**	1046	15x10	la21	24
981.00	960	*NA*	932	*NA*	932	**927**	998.40	977	526.75	928.60	**927**	927	15x10	la22	25
1032.00	**1032**	*NA*	**1032**	*NA*	**1032**	**1032**	1048.10	**1032**	17.40	1032	**1032**	1032	15x10	la23	26
996.40	959	*NA*	941	*NA*	950	940	1004.70	975	639.15	938.95	**935**	935	15x10	la24	27
1016.67	991	*NA*	**977**	*NA*	979	984	1053.90	1013	215.15	977	**977**	977	15x10	la25	28
1234.27	**1218**	1218	**1218**	1222	**1218**	**1218**	1270.60	1237	42.55	1218	**1218**	1218	20x10	la26	29
1306.33	1286	*NA*	1239	*NA*	1256	1261	1317.70	1290	1352.30	1238.90	**1235**	1235	20x10	la27	30
1306.33	1286	*NA*	**1216**	*NA*	1227	**1216**	1299.60	1251	96.70	1216	**1216**	1216	20x10	la28	31
1240.47	1221	*NA*	1173	*NA*	1184	1190	1281.40	1247	1467.90	1170.15	1156	1152	20x10	la29	32
1362.33	**1355**	*NA*	**1355**	*NA*	**1355**	**1355**	1394.60	**1355**	35.20	1355	**1355**	1355	20x10	la30	33
1784.00	**1784**	1784	**1784**	1786	**1784**	**1784**	1787.90	**1784**	61.75	1784	**1784**	1784	30x10	la31	34
1850.00	**1850**	*NA*	**1850**	*NA*	**1850**	**1850**	1865.50	**1850**	59.50	1850	**1850**	1850	30x10	la32	35
1719.00	**1719**	*NA*	**1719**	*NA*	**1719**	**1719**	1735.50	**1719**	60.40	1719	**1719**	1719	30x10	la33	36
1721.00	**1721**	*NA*	**1721**	*NA*	**1721**	**1721**	1773.50	1748	68.15	1721	**1721**	1721	30x10	la34	37
1888.00	**1888**	*NA*	**1888**	*NA*	**1888**	**1888**	1906.50	**1888**	69.55	1888	**1888**	1888	30x10	la35	38
1328.67	1307	1287.5	1278	1288	1281	1281	1362.30	1332	546.75	1268	**1268**	1268	15x15	la36	39
1473.60	1442	*NA*	1411	*NA*	1415	1431	1490.00	1468	1433.30	1410.40	**1397**	1397	15x15	la37	40
1309.13	1266	*NA*	1208	*NA*	1213	1216	1311.30	1280	1358.95	1202.45	**1196**	1196	15x15	la38	41
1282.60	1252	*NA*	**1233**	*NA*	1246	1241	1320.20	1267	1363.70	1240.90	**1233**	1233	15x15	la39	42
1279.60	1252	*NA*	1225	*NA*	1240	1233	1302.30	1286	1360.30	1226.85	1224	1222	15x15	la40	43

الجدول (٥-٤): مقارنة الحل الأفضل ومتوسط الحلول للخوارزمية المقترحة مع الخوارزميات الأخرى.

الخوارزميات الأخرى										GATSSA		العينة			
GAANT	GASA		GAPSO		PSOTS		GATS		MANT						
BS	AV-RE	BS	AvS	BS	AvS	BS	AvS	BS	BS	AvS	BS	BKS	الحجم	الاسم	الرقم
55	0	**55**	NA	NA	NA	NA	55	**55**	**55**	55	**55**	55	6x6	ft06	1
930	0.0255	**930**	936	**930**	945.2	**930**	963	953	944	930	**930**	930	10x10	ft10	2
1165	0.0122	**1165**	NA	NA	NA	NA	1222	1192	1178	1165	**1165**	1165	20x5	ft20	3
666	NA	**666**	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**666**	666	**666**	666	10x5	la01	4
NA	NA	NA	655	**655**	668.2	**655**	NA	NA	658	655	**655**	655	10x5	la02	5
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	603	597	**597**	597	10x5	la03	6
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**590**	590	**590**	590	10x5	la04	7
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**593**	593	**593**	593	10x5	la05	8
926	0	**926**	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**926**	926	**926**	926	15x5	la06	9
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**890**	890	**890**	890	15x5	la07	10
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**863**	863	**863**	863	15x5	la08	11
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**951**	951	**951**	951	15x5	la09	12
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**958**	958	**958**	958	15x5	la10	13
1222	0	**1222**	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**1222**	1222	**1222**	1222	20x5	la11	14
1039	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**1039**	1039	**1039**	1039	20x5	la12	15
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**1150**	1150	**1150**	1150	20x5	la13	16
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**1292**	1292	**1292**	1292	20x5	la14	17
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	1240	1207	**1207**	1207	20x5	la15	18
945	0.0101	**945**	NA	NA	NA	NA	NA	959	977	945	**945**	945	10x10	la16	19
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	792	793	784	**784**	784	10x10	la17	20
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	857	**848**	848	**848**	848	10x10	la18	21
NA	NA	NA	844.6	**842**	842.6	**842**	NA	860	860	842	**842**	842	10x10	la19	22
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	907	925	902	**902**	902	10x10	la20	23
1046	0.0259	1058	1058.4	1047	1099	1078	NA	1097	1063	1046.80	**1046**	1046	15x10	la21	24
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	980	954	928.60	**927**	927	15x10	la22	25
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**1032**	1055	1032	**1032**	1032	15x10	la23	26
935	NA	NA	947.4	938	959.4	947	NA	1001	954	938.95	**935**	935	15x10	la24	27
986	NA	NA	989	**977**	1018.5	999	NA	1031	1003	977	**977**	977	15x10	la25	28
1218	0.0044	**1218**	NA	NA	NA	NA	NA	1295	1308	1218	**1218**	1218	20x10	la26	29
NA	NA	NA	1256.8	1248	1267.4	1257	NA	1306	1269	1238.90	**1235**	1235	20x10	la27	30
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	1302	NA	1216	**1216**	1216	20x10	la28	31
NA	NA	NA	1183.8	1164	1214.6	1198	NA	1280	1162	1170.15	1156	1152	20x10	la29	32
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	1406	1411	1355	**1355**	1355	20x10	la30	33
1784	0	**1784**	NA	NA	NA	NA	NA	**1784**	NA	1784	**1784**	1784	30x10	la31	34
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**1850**	NA	1850	**1850**	1850	30x10	la32	35
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**1719**	NA	1719	**1719**	1719	30x10	la33	36
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	1758	NA	1721	**1721**	1721	30x10	la34	37
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	**1888**	NA	1888	**1888**	1888	30x10	la35	38
1269	0.0306	1292	1277	**1268**	1283.3	**1268**	NA	1357	1334	1268	**1268**	1268	15x15	la36	39
NA	0.0306	NA	1411.7	**1397**	1425.8	1415	NA	1494	1457	1410.40	**1397**	1397	15x15	la37	40
NA	NA	NA	1201.1	**1196**	1217.5	1208	NA	1338	1224	1202.45	**1196**	1196	15x15	la38	41
NA	NA	NA	1237.7	**1233**	1246.4	1244	NA	1343	NA	1240.90	**1233**	1233	15x15	la39	42
NA	NA	NA	1233.5	1228	1233.1	1224	NA	1311	1269	1226.85	1224	1222	15x15	la40	43

يتضح من الجدولين المذكورين سابقاً أنّ الخوارزمية المقترحة أعطت حلولاً أفضل من الخوارزميات الأخرى المذكورة، حيث أنّها استطاعت إيجاد الحل الأمثل لكل العيّنات ما عدا عيّنتين وهما:

la٢٩,la٤٠.

بينما لم تستطع أفضل الخوارزميات الأخرى وهي PSOSA من إيجاد الحل الأمثل لثمان عيّنات وهي:

la٢٢,la٢٤,la٢٧,la٢٩, la٣٦,la٣٧,la٣٨,la٤٠.

من أجل مقارنة أكثر شمولية مع الآخرين قمنا بحساب:

الخطأ النسبي للحل الأفضل Relative Error of Best Solution: $B_RE = \dfrac{Best - BKS}{BKS}$

الخطأ النسبي لمتوسط الحلول Relative Error of Solutions Average: $AV_RE = \dfrac{Average - BKS}{BKS}$

لكل خوارزمية على عيّناتها المذكورة، ومن ثم حساب متوسط كل منهما M_AV_RE، M_B_RE حيث أنّ:

$$\text{M_AV_RE} = \frac{\sum_{i=n}^{i=1} \text{AV_RE}}{n} \quad , \quad \text{M_B_RE} = \frac{\sum_{i=n}^{i=1} \text{B_RE}}{n}$$

و n عدد العيّنات.

وقمنا أيضاً بحساب الانحراف المعياري Standard Deviation AV_RE_SD للخطأ النسبي لمتوسط الحلول لكل خوارزمية على عيّناتها المذكورة، كما هو موضح بالجدول (٥-٥).

الجدول (٥-٥): مقارنة متوسطي الخطأ النسبي والانحراف المعياري لخوارزميتنا مع الخوارزميات الأخرى.

المعايير	العينات	الخوارزمية المقترحة GATSSA	جينية + تلدين GASA
متوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل	1-4, 9, 14, 19, 24, 29, 34,39	**0.00000**	0.00253
متوسط الخطأ النسبي لمتوسط الحلول		**0.00007**	0.00988
الانحراف المعياري للخطأ النسبي لمتوسط الحلول		**0.00023**	0.01206

المعايير	العينات	الخوارزمية المقترحة GATSSA	GATS جينية + Tabu
متوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل	1- 3, 19- 43	**0.00018**	0.04015
متوسط الخطأ النسبي لمتوسط الحلول	1- 3	**0.00000**	0.02814
الانحراف المعياري للخطأ النسبي لمتوسط الحلول		**0.00000**	0.02528

المعايير	العينات	الخوارزمية المقترحة GATSSA	جينية + قواعد توصيل GAPR
متوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل	3- 43	**0.00013**	0.01082
متوسط الخطأ النسبي لمتوسط الحلول		**0.00127**	0.02084
الانحراف المعياري للخطأ النسبي لمتوسط الحلول		**0.00317**	0.02748

المعايير	العينات	الخوارزمية المقترحة GATSSA	جينية + نمل GAANT
متوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل	1-4, 9, 14-15, 19, 24,27- 29, 34,39	**0.00000**	0.00071

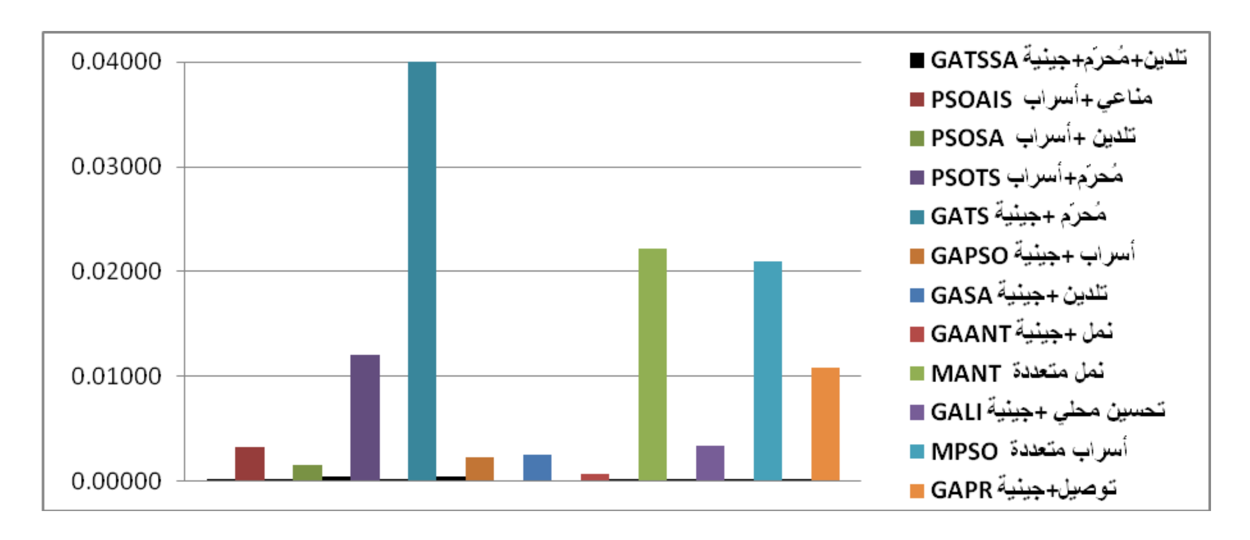
المعايير	العينات	الخوارزمية المقترحة GATSSA	نمل متعددة MANT
متوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل	1-30, 32-33, 39-41, 43	**0.00014**	0.02221

المعايير	العينات	الخوارزمية المقترحة GATSSA	أسراب متعددة MPSO	جينية + تحسين محلي GALI
متوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل	1-43	**0.00012**	0.02100	0.00330
متوسط الخطأ النسبي لمتوسط الحلول		**0.00119**	0.03513	*NA*
الانحراف المعياري للخطأ النسبي لمتوسط الحلول		**0.00307**	0.03192	*NA*

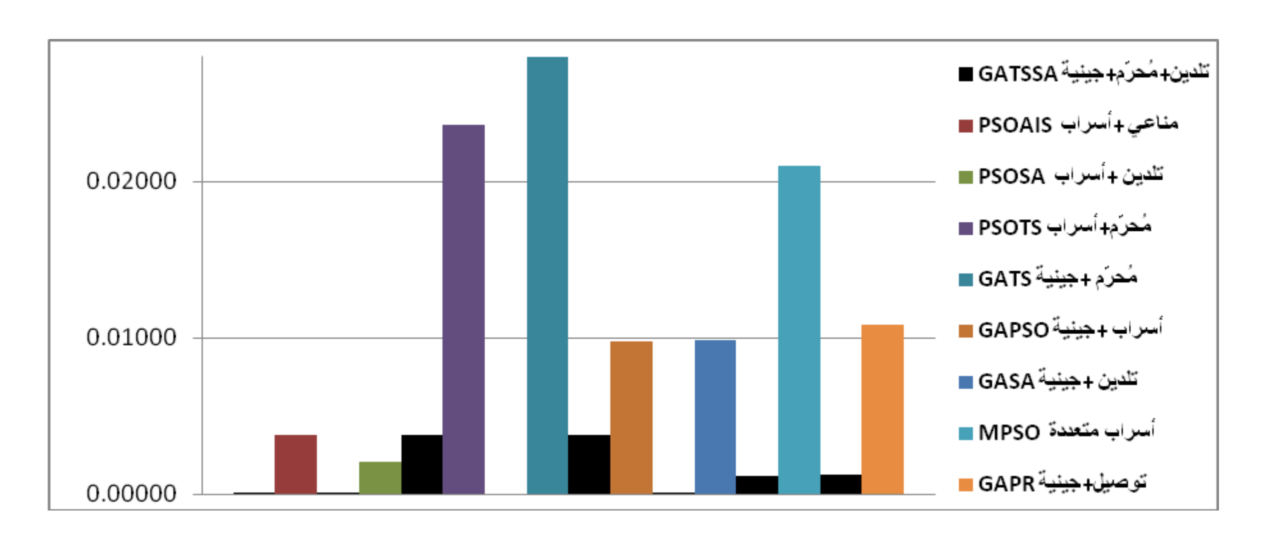
المعايير	العينات	الخوارزمية المقترحة GATSSA	أسراب + مناعي PSOAIS	أسراب + تلدين PSOSA
متوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل	1-43	**0.00012**	0.00325	0.00148
متوسط الخطأ النسبي لمتوسط الحلول	1-4, 9, 14, 19, 24, 29, 34, 39	**0.00007**	0.00375	0.00203
الانحراف المعياري للخطأ النسبي لمتوسط الحلول		**0.00023**	0.00505	0.00467

المعايير	العينات	الخوارزمية المقترحة GATSSA	أسراب + PSOTS Tabu	جينية + أسراب GAPSO
متوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل	2, 5, 9, 21, 24-25, 27, 29, 36-40	**0.00039**	0.01209	0.00231
متوسط الخطأ النسبي لمتوسط الحلول		**0.00379**	0.02366	0.00979
الانحراف المعياري للخطأ النسبي لمتوسط الحلول		**0.00472**	0.01628	0.00723

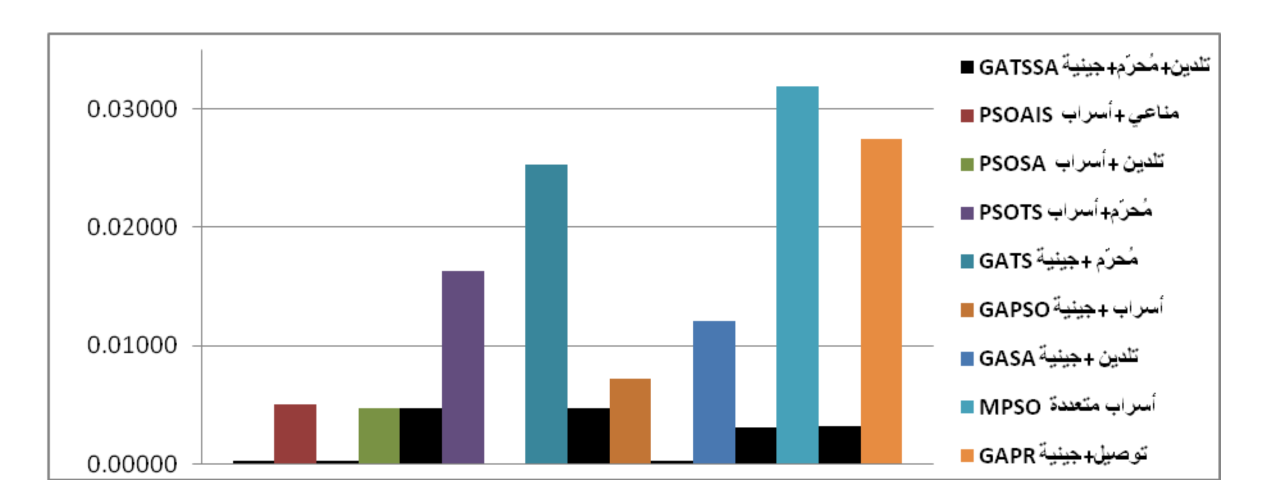
تُمثّل الأشكال (٥-٤)، (٥-٥)، (٥-٥) مخططات بيانية للقيم الموجودة في الجدول (٥-٥)، نلاحظ فيها أنّ الخوارزمية المقترحة قد حققت القيم الأفضل (الأصغر) في كل المعايير العالمية المعتمدة من بين كل الخوارزميات المذكورة، مما يثبت تفوقها على الخوارزميات الأخرى المذكورة من ناحية جودة الحلول والثبات في الأداء على عيّنات مختلفة في الحجم والهيكلية، ولذلك يمكن اعتبارها خوارزمية جديدة فعّالة في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية.



الشكل (٥-٤): مخطط بياني لقيم متوسط الخطأ النسبي للحل الأفضل الموجودة في الجدول (٥-٥).

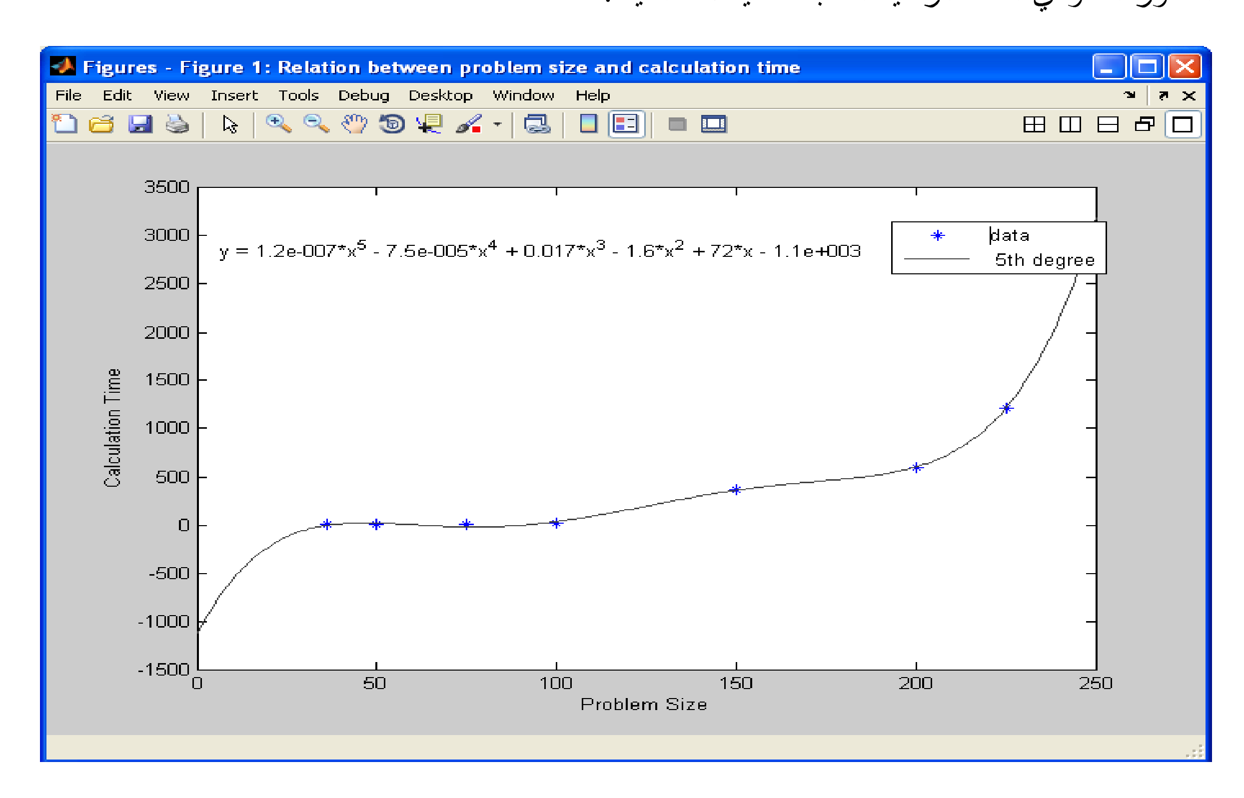


الشكل (٥-٥): مخطط بياني لقيم متوسط الخطأ النسبي لمتوسط الحلول الموجودة في الجدول (٥-٥).



الشكل (٥-٦): مخطط بياني لقيم الانحراف المعياري للخطأ النسبي لمتوسط الحلول في الجدول (٥-٥).

من أجل تحديد العلاقة بين حجم المسألة والزمن الذي تتطلبه الخوارزمية لحلها، قمنا أولاً بحساب المتوسط الحسابي لأزمنة التنفيذ اللازمة لحل العيّنات متساوية الحجم، واعتماده لرسم العلاقة مع حجم العيّنة، ومن ثم قمنا بالاستعانة ببرنامج Matlab لتوليد ورسم المنحنى البياني ذي الشكل الأقرب للعلاقة، كما في الشكل (٥-٧) حيث يمثل المحور الأفقي حجم المسألة (عدد الأعمال مضروباً بعدد الآلات)، بينما يُمثّل المحور العمودي الكلفة الزمنية المقابلة لتنفيذ هذه العيّنة.

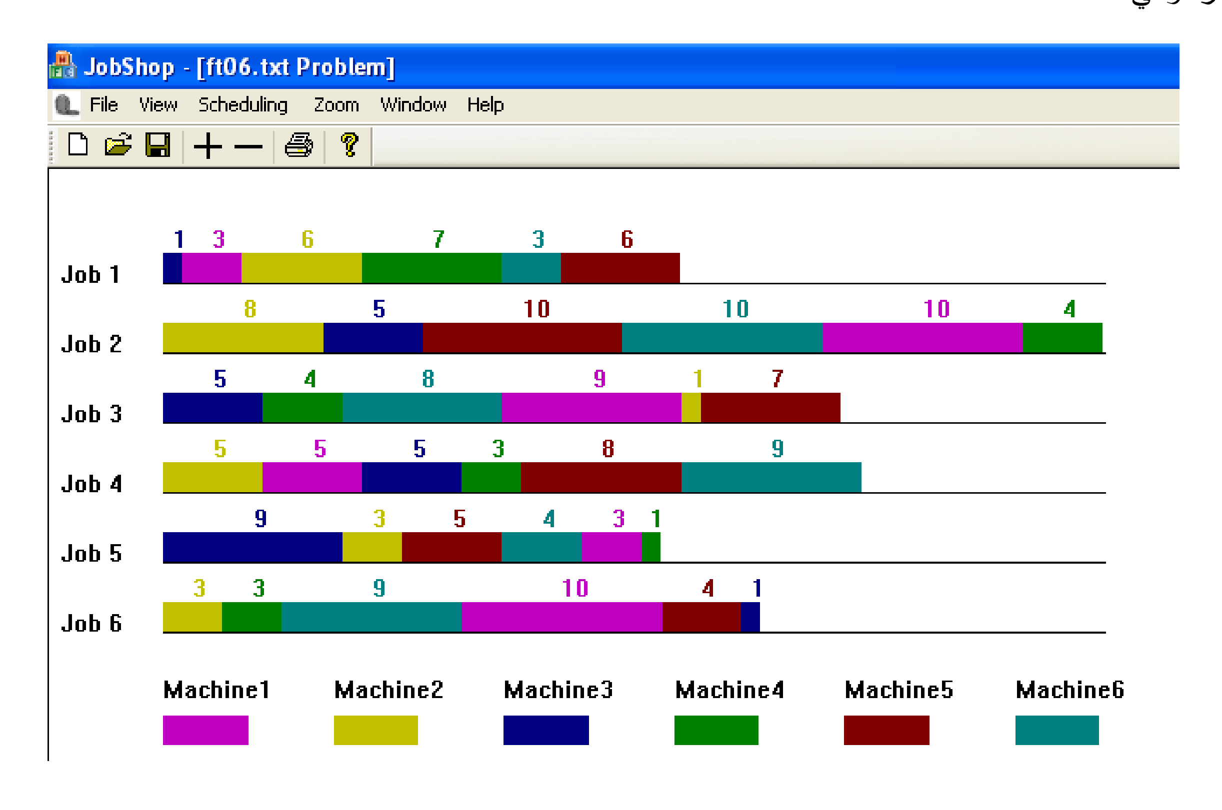


الشكل (٥-٧): العلاقة بين حجم المسألة والزمن اللازم لحلها.

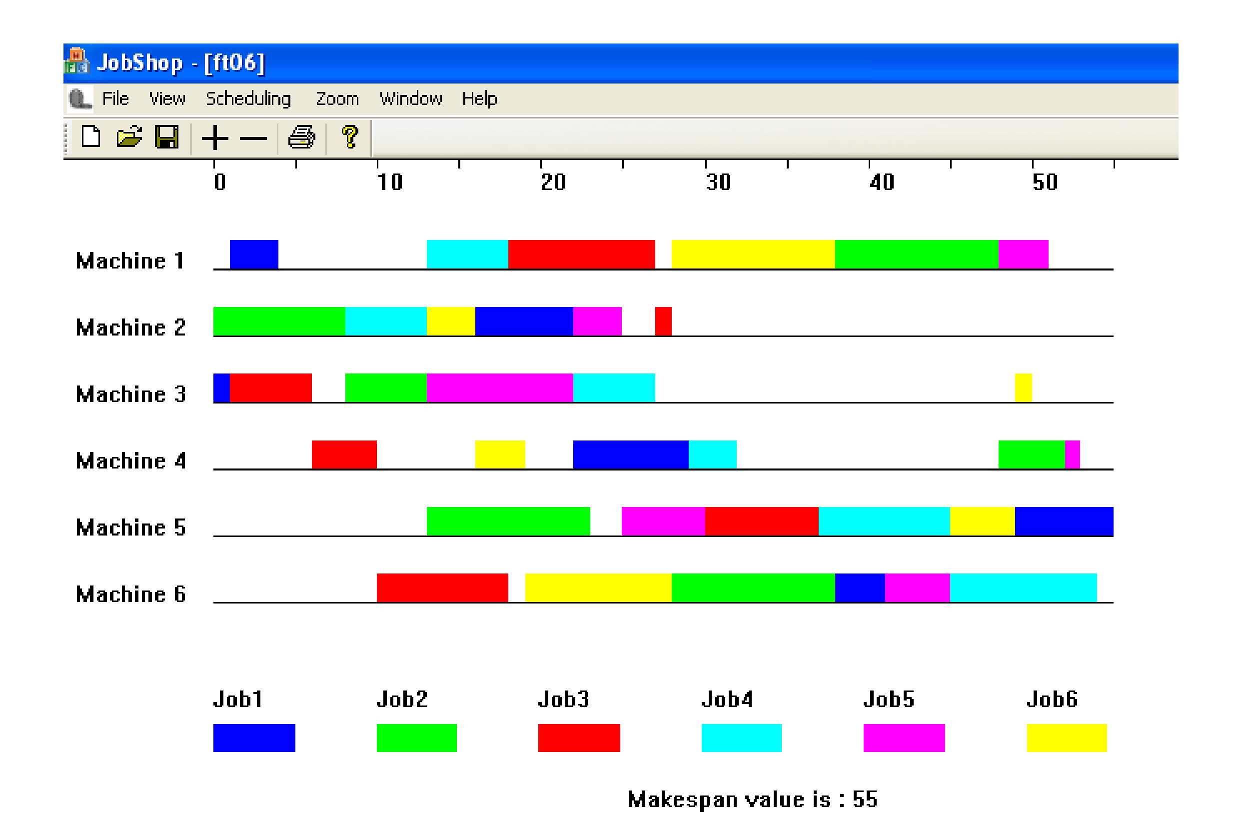
يتبيّن لنا من المنحني الناتج في الشكل (٥-٧) أنّ العلاقة بين حجم المسألة وزمن تنفيذ الخوارزمية المقترحة هي علاقة كثير الحدود من الدرجة الخامسة تقريباً على النقاط المذكورة، أي أنّ درجة تعقيد الخوارزمية هي $O(n^5)$ على النقاط المذكورة، وهذه ميزة أخرى يمكن إضافتها إلى الخوارزمية المقترحة.

بسبب أهمية مخطط غانت كأداة قوية في إظهار حلول المسألة، ببناء أداة لحل المسألة وإظهار عيّنة الدخل والحل الناتج على شكل مخططات غانت.

يبيّن الشكل (٥-٨) تمثيل مخطط غانت للعيّنة ft٠٦، بينما يبيّن الشكل (٥-٩) تمثيل مخطط غانت للحل الأمثل للعيّنة ft٠٦، باستخدام الأداة التي قمنا ببنائها باستخدام لغة Visual C++ في بيئة Microsoft Visual Studio ٢٠٠٨ مع Microsoft Foundation class Library من أجل محاكاة المسألة بشكل رسومي.



الشكل (٥-٨): تمثيل مخطط غانت للعيّنة ft٠٦.



الشكل (٥-٩): تمثيل مخطط غانت للحل الأمثل للعيّنة ft٠٦.

الفصل السادس

حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية في معمل شفا للصناعات الدوائية

٦- حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية في معمل شفا للصناعات الدوائية:

٦-١- مقدمة:

فيما سبق قمنا بتطبيق خوارزمياتنا لحل عيّنات معيارية عالمية من المسألة، ومعروفة لمعظم الباحثين في هذه المسألة، وذلك من أجل إمكانية المقارنة مع الأعمال الأخرى المشابهة.

أما الآن فسنقوم بشرح إمكانية توظيف أعمالنا في دعم وخدمة المنشآت الصناعية الوطنية، وذلك من خلال التطبيق البرمجي الذي قمنا بتصميمه من أجل محاكاة المسألة و إظهار حلولها بشكل رسومي واضح، والفائدة التي يقدمها هذا التطبيق في توفير الوقت والجهد في تلك المنشآت.

من أجل هذا الغرض اخترنا دراسة حالة أحد أكبر معامل الصناعات الدوائية في وطننا الحبيب سوريا، وهو معمل شفا للصناعات الدوائية.

٦-٢- لمحة عن المعمل:

تم إنشاء هذا المعمل في عام ١٩٩٠، ويقع في مدينة حلب في منطقة تُدعى المنصورة، يُعتبر هذا المعمل من أكبر المعامل الموجودة في سوريا، حيث يقوم بإنتاج أكثر من ١٣٠ صنف، بالإضافة إلى حصوله على الموافقة لتصنيع ٣٠ صنف جديد آخر، ويقوم هذا المعمل بتصدير منتجاته إلى الدول الأخرى كالعراق، اليمن، السودان.

يحتوي المعمل على عشرة خطوط إنتاج تتضمن: الأمبولات، الفيالات، الأقراص المضغوطة والفوارة، الكبسولات، الأقراص الملبسة، التحاميل، الشراب السائل، الشراب الجاف، المراهم والكريمات، الهرمونات.

من الجدير بالذكر أنّه قد توصلت مبيعات هذا المعمل إلى ١٠,٠٠٠,٠٠٠ دولار أمريكي على الصعيد المحلّي و ٢٦٠,٠٠٠ دولار أمريكي على الصعيد الخارجي، وذلك خلال السنة الماضية.

لمزيد عن المعلومات عن هذا المعمل يُرجى زيارة الموقع الالكتروني الخاص به التالي:

http://www.shifapharma.com/index.html

٦-٣- وصف المسألة:

يوجد في المعمل خطة إنتاج دورية نصف سنوية، يتم وضعها كل ستة أشهر، ويتم أحياناً التعديل في هذه الخطة بسبب إضافة أو حذف بعض الطلبيات على بعض المنتجات، أو نتيجة حصول ظروف اضطرارية تُوجب التوقف عن العمل، كحدوث عطل مفاجئ في أحد خطوط الإنتاج.

يبدأ العمل في المعمل الساعة ٨.٣٠ صباحاً وحتى ٩.٣٠ مساءً، ويمكن أن يمتد حتى الساعة ١٢ مساءً، وأحياناً يتم مواصلة العمل حتى اليوم التالي.

يتم تصنيع المنتجات الدوائية وفقاً لمراحل محددة مع التقيد بالتسلسل المعطى مسبقاً لهذه المراحل، وفقاً لمعايير جودة الإنتاج GMP.

يمكن أن يُطلب على أي خط من خطوط الإنتاج، البدء بإنتاج صنف واحد أو أكثر، ويمكن أيضاً أن يُطلب البدء بإنتاج صنف أو أكثر مع استكمال عملية إنتاج صنف آخر أو أكثر.

من المؤسف أنّه بالرغم من ضخامة المعمل، وتعدد خطوط الإنتاج فيه، وتعدُّد أنواع وأشكال الأصناف المطلوبة على خطوط الإنتاج، إلا أنّ جميع عمليات حل التنافس (أي تحديد الأولويات) بين الأصناف المطلوبة على نفس خط الإنتاج تتم عشوائياً، بواسطة الخبرة البشرية المتمثلة بالدكتور الصيدلاني رئيس القسم الذي يتبع له خط الإنتاج المُعتَبر، تحت إشراف الدكتور الصيدلاني مدير الإنتاج.

إنّ هذه العشوائية في إدارة الوقت وتنظيم سير العمل لخطوط الإنتاج تؤدي إلى هدر الوقت والجهد، ويمكن أن تؤدي أحياناً إلى حدوث مشاكل إنتاجية، بالإضافة إلى كونها لا تتناسب مع شدة الطلب الذي يفرضه سوق العمل المتنامي يوماً بعد يوم.

ربما يعود السبب في هذا التقصير في تنظيم خطوط الإنتاج إلى ضعف خبرة مدراء الإنتاج بالمعلوماتية وتطبيقاتها، من حيث كونهم صيادلة، وبسبب انصباب اهتمامهم فقط على إتمام العملية الإنتاجية.

ومن هنا تأتي ضرورة إيجاد صلات وصل بين الجامعات وبحوثها العلمية مع المنشآت الصناعية الكبرى، من

أجل تعريف القائمين على هذه المنشآت بالمعلوماتية وتطبيقاتها و إجراء بحوث تعود بالفائدة على هذه المنشآت وعلى الوطن.

٦-٤- النتائج والمناقشة:

قمنا بإحضار عيّنات عشوائية لعمليات تصنيعية تتم أو تمت بشكل واقعي في هذا المعمل؛ ليتم تمثيلها باستخدام مسألة جدولة الأعمال الصناعية وليتم حلّها باستخدام التطبيق المقترح.

فيما يلي سنقوم بشرح العمليات التصنيعية لكل عيّنة من العيّنات، وكيفية تمثيلها وحلها، تتألف مجموعة العيّنات التي حصلنا عليها من المعمل من أربعة عيّنات، وهي:

١- **العيّنة الأولى Shefa١:**

تتضمن هذه العيّنة تصنيع ثلاثة منتجات من المضغوطات (الأقراص) الفوّارة من البداية إلى النهاية، وهي: فيتا ث (فيتامين ث، بكمية ٢٠,٠٠٠ قرص)، كال ث (كالسيوم + فيتامين ث، بكمية ٢٠,٠٠٠ قرص)، فيتا كال ث (فيتامين ث + كالسيوم+ فيتامين د، بكمية ٢٠,٠٠٠ قرص).

فيما يلي سنقوم بشرح المراحل التصنيعية لكل منتج من المنتجات الثلاثة.

- تتألف عملية تصنيع فيتا ث من المراحل التالية:

أ- الوزن: يتم فيها وزن المواد اللازمة للتحضيرة، وتستغرق ٣٠ دقيقة.

ب- العجن: يتم فيها عجن البودرة، وتستغرق ١٥ دقيقة.

ت- التحثير: يتم فيها تحثير (غربلة على الرطب) التحضيرة لتصبح على شكل حثيرات رطبة (كتل صغيرة)، وتستغرق ٣٠ دقيقة.

ث- التجفيف: تتضمن عملية التجفيف للتحضيرة باستخدام الهواء والحرارة، وتستغرق ٢٠ دقيقة.

ج- الطحن على الجاف: تتضمن طحن مع عملية غربلة، وتستغرق ٦٠ دقيقة.

ح- الخلط: يتم إضافة مواد أخرى كمنكهات الطعم، وتستغرق ٣٠ دقيقة.

خ- الكبس: يتم كبس (ضغط) التحضيرة على شكل أقراص، وتستغرق ٩٠ دقيقة.

د- التحليل: تتضمن إجراء تحليل كيميائي، وتستغرق ١٨٠ دقيقة.

ذ- التعبئة والإغلاق: يتم فيها تعبئة الأقراص في عبوات وإغلاقها، وتستغرق ١٢٠ دقيقة.

ر- الكرتنة: تتضمن وضع العبوات في كراتين، وتستغرق ٦٠ دقيقة.

- تتألف عملية تصنيع كال – ث من المراحل التالية:

أ- الوزن: تستغرق ٣٠ دقيقة.

ب- التجفيف: تستغرق ٦٠ دقيقة.

ت- التحثير: تستغرق ٣٠ دقيقة.

ث- الطحن: تستغرق ٦٠ دقيقة.

ج- الخلط: تستغرق ٤٥ دقيقة.

ح- الكبس: تستغرق ٩٠ دقيقة.

خ- التحليل: تستغرق ٣٠٠ دقيقة.

د- التعبئة والإغلاق: تستغرق ١٢٠ دقيقة.

ذ- الكرتنة: تستغرق ٦٠ دقيقة.

- تتألف عملية تصنيع فيتا كال ث فيتامين د من المراحل التالية:

أ- مرحلة الوزن: تستغرق ٣٠ دقيقة.

ب- التجفيف: تستغرق ٦٠ دقيقة.

ت- التحثير: تستغرق ٣٠ دقيقة.

ث- الطحن: تستغرق ٦٠ دقيقة.

ج- الخلط: تستغرق ٩٠ دقيقة.

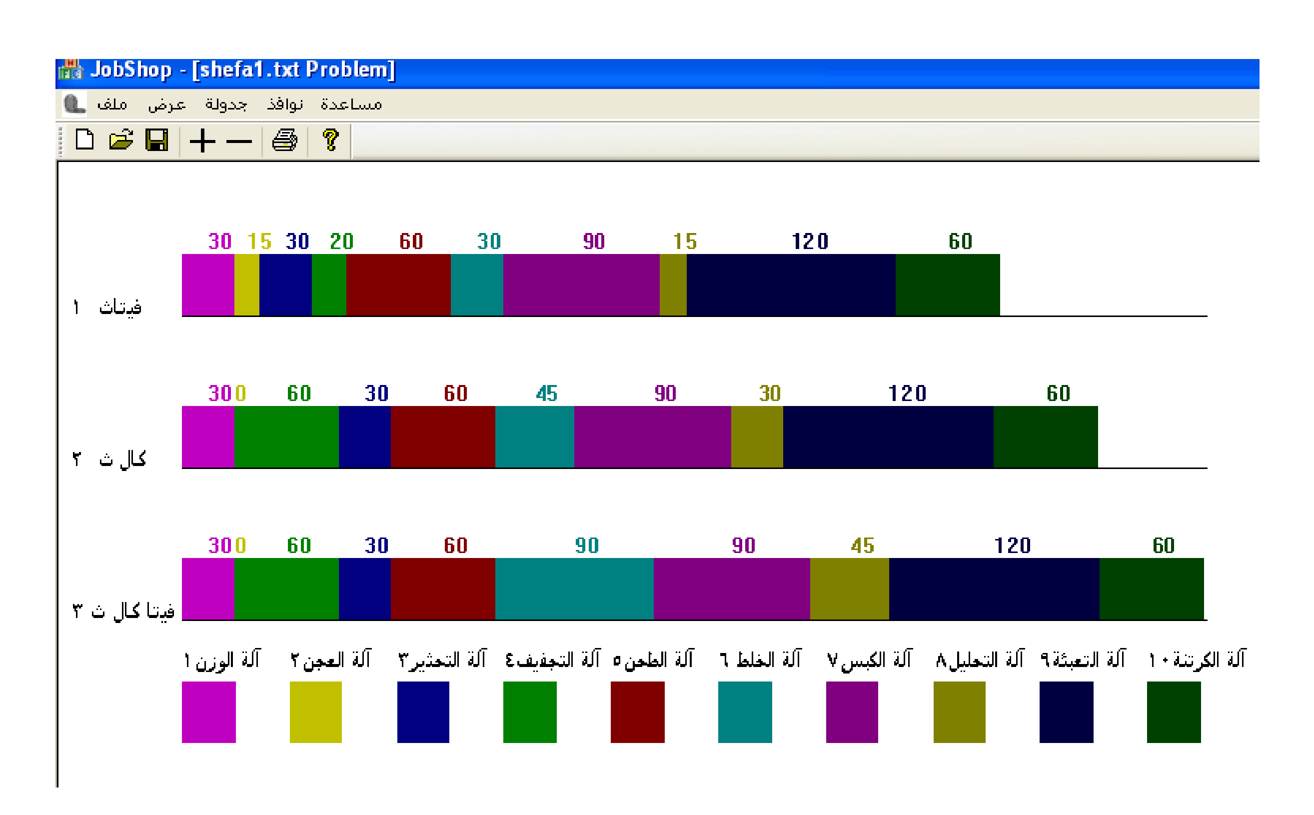
ح- الكبس: تستغرق ٩٠ دقيقة.

خ- التحليل: ٤٢٠ دقيقة.

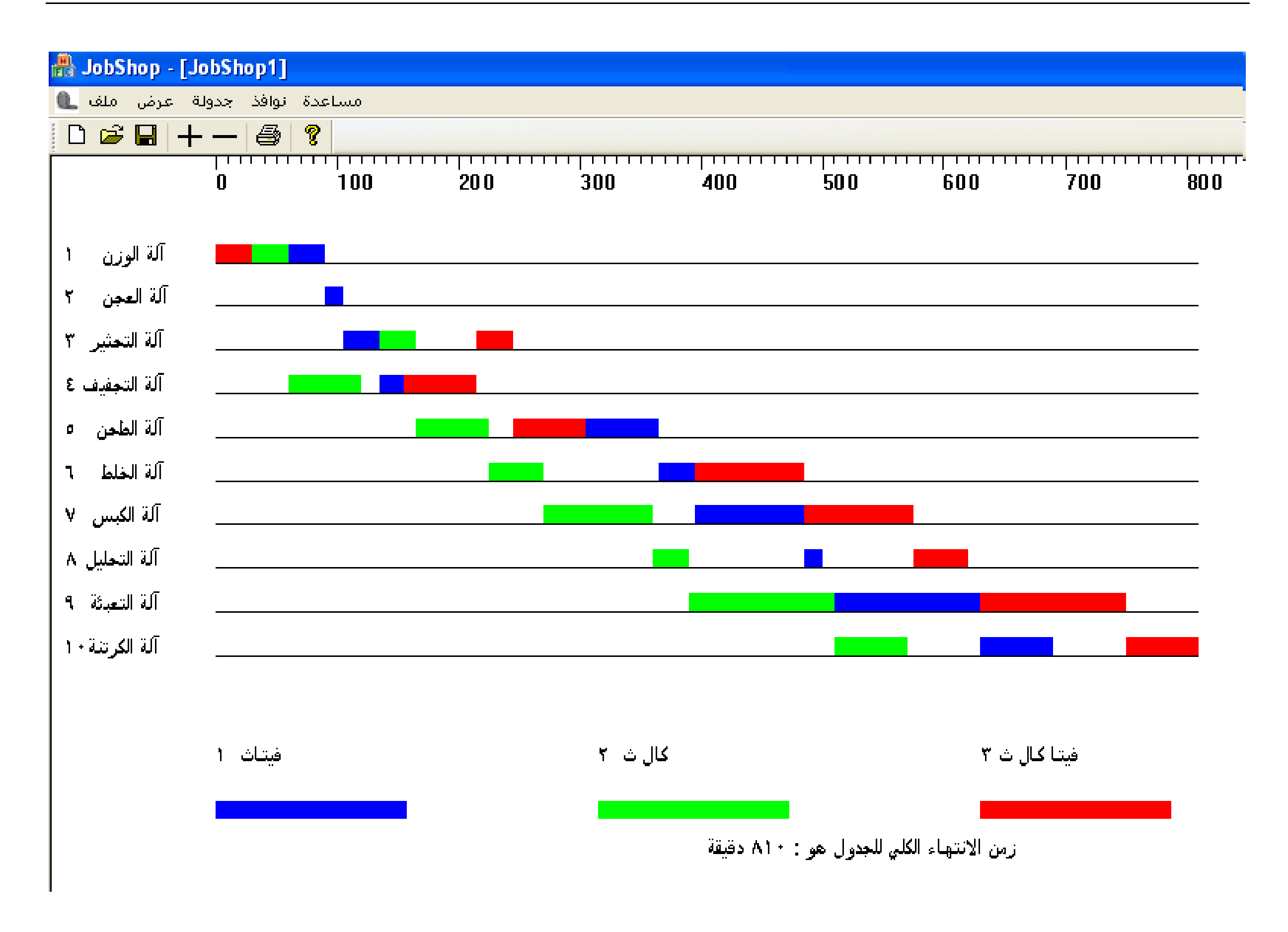
د- التعبئة والإغلاق: تستغرق ١٢٠ دقيقة.

ذ- الكرتنة: تستغرق ٦٠ دقيقة.

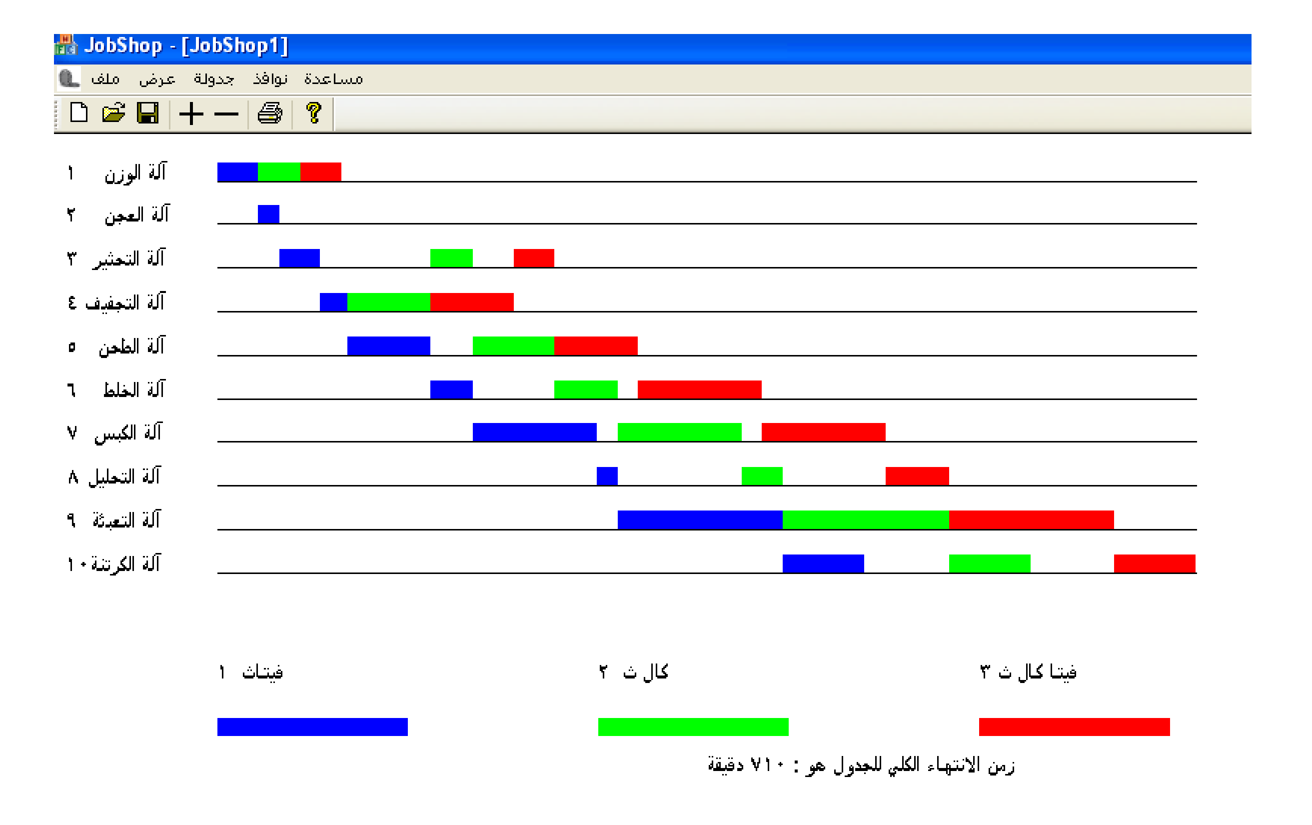
يتم صياغة هذه العيّنة على شكل مسألة جدولة أعمال صناعية تتألف من ٣ أعمال تتم جدولتها على ١٠ آلات ويكون شكلها كما هو موضح بالشكل (٦-١)، ويكون الحل الأفضل الذي وصلت له خوارزميتنا الجينية العادية المعروضة في الفصل الخامس كما هو موضح بالشكل (٦-٢)، أما الحل الأفضل الذي وصلت إليه خوارزميتنا المهجّنة فهو موضح بالشكل (٦-٣).



الشكل (٦-١): تمثيل عيّنة الدخل shefa١.



الشكل (٦-٢): حل العيّنة shefa١ بالخوارزمية الجينية العادية.



الشكل (٦-٣): حل العيّنة shefa١ بالخوارزمية الجينية المهجّنة.

٢- العيّنة Shefa٢:

تتضمن هذه العيّنة تصنيع ثلاثة أنواع من الأمبولات من البداية إلى النهاية، وهي:

جنتا ٢٠ (١٥٠,٠٠٠أمبولة)، جنتا ٤٠(١٠٠,٠٠٠ أمبولة)، جنتا ٨٠ (٧٥٠٠٠ أمبولة)، بالإضافة إلى تكملة عملية تصنيع نوعين آخرين من الأمبولات، وهي: لينكو ٣٠٠ (٥٠,٠٠٠ أمبولة)، لينكو ٦٠٠ (٥٠,٠٠٠ أمبولة).

تتألف عملية تصنيع جميع أنواع الأمبولات من المراحل التالية، وبنفس الترتيب، ولكن بأزمنة معالجة مختلفة:

أ- الوزن.

ب- الخلط: خلط المواد مع المياه المعقمة.

ت- الترشيح الجرثومي: يتم تمرير الخلطة على فلاتر جرثومية.

ث- الغسيل والتعقيم: ويتم فيها غسيل وتعقيم الأمبولات.

ج- التعبئة واللحام: يتم تعبئة الأمبولات ولحامها.

ح- الأوتوكلاف: يتم تعقيم الأمبولات ضمن آلة الأوتوكلاف.

خ- تحليل الفعالية: يتم تحليل فعالية المضاد الحيوي.

د- فحص الشوائب: ويتم فيها فحص الشوائب عبر آلة تصوير.

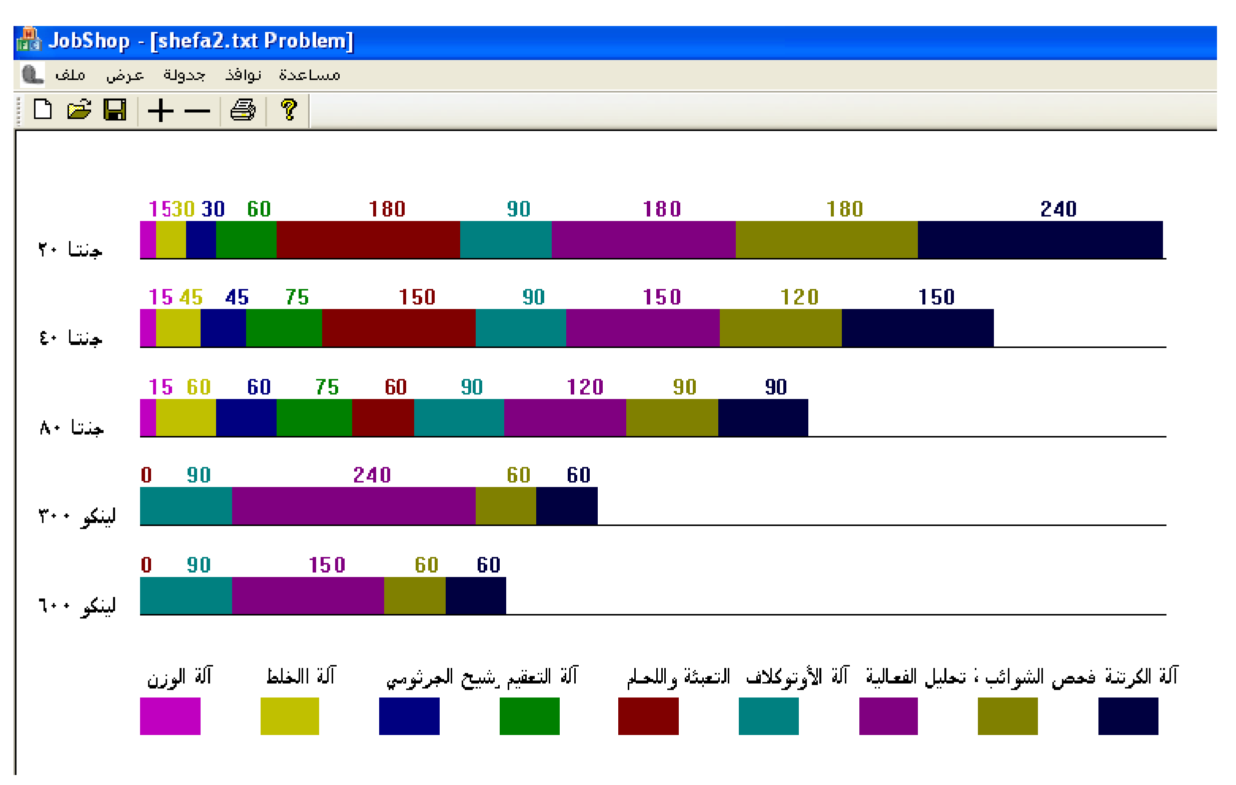
ذ- الكرتنة.

بالنسبة لجنتا ٢٠، جنتا ٤٠، جنت ٨٠، فسيتم تصنيعها من البداية، أما بالنسبة للينكو ٣٠٠، لينكو ٦٠٠، فستتم عملية استئناف تصنيعها من مرحلة الأوتوكلاف وحتى النهاية، يبين الجدول (٦-١) مراحل تصنيع كل نوع من الأمبولات مع الأزمنة اللازمة لذلك.

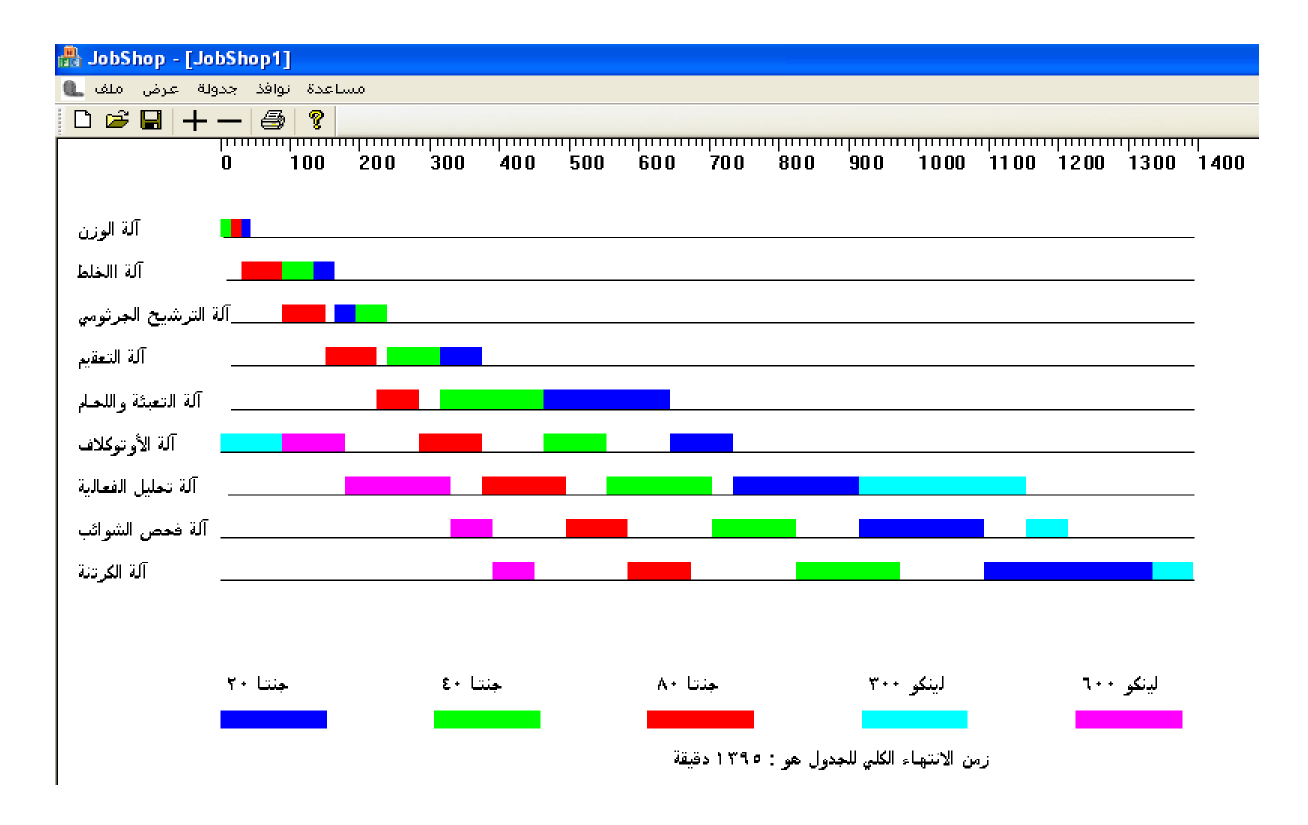
الجدول (٦-١): مراحل وأزمنة كل منتج في العيّنة shefa٢.

	جنتا 20	جنتا 40	جنتا 80	لينكو 300	لينكو 600
آلة الوزن	15	15	15	0	0
آلة الخلط	30	45	60	0	0
آلة الترشيح الجرثومي	30	45	60	0	0
آلة التعقيم	60	75	75	0	0
آلة التعبئة واللحام	180	150	60	0	0
آلة الأوتوكلاف	90	90	90	90	90
آلة تحليل الفعالية	180	150	120	240	150
آلة فحص الشوائب	180	120	90	60	60
آلة الكرتنة	240	150	90	60	60

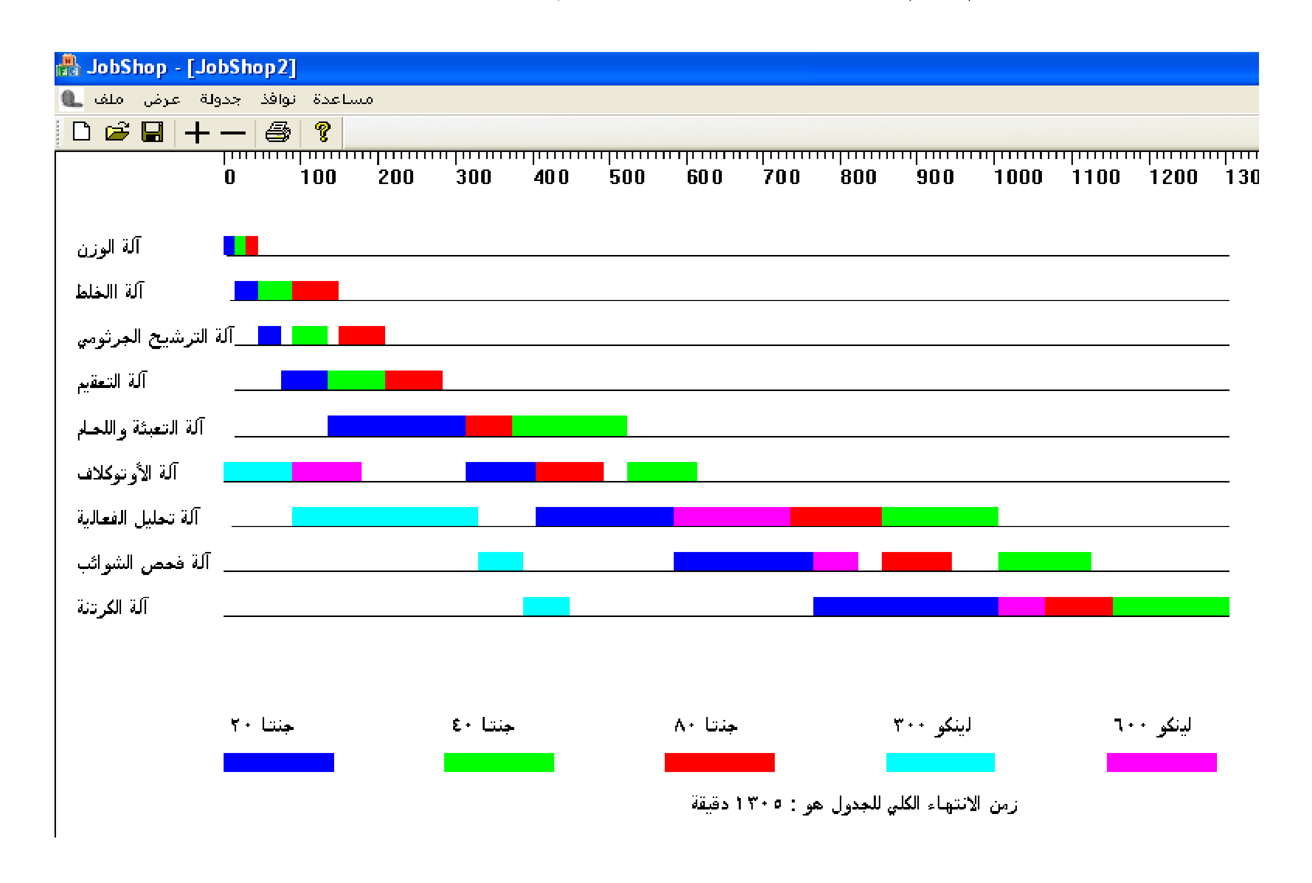
يتم صياغة هذه العيّنة على شكل مسألة جدولة أعمال صناعية تتألف من ٥ أعمال تتم جدولتها على ٩ آلات ويكون شكلها كما هو موضح بالشكل (٦-٤)، ويكون الحل الأفضل الذي وصلت له خوارزميتنا الجينية العادية المعروضة في الفصل الخامس كما هو موضح بالشكل (٦-٥)، أما الحل الأفضل الذي وصلت إليه خوارزميتنا المهجّنة فهو موضح بالشكل (٦-٦).



الشكل (٦-٤): تمثيل عيّنة الدخل shefa٢.



الشكل (٦-٥): حل العيّنة shefa٢ باستخدام الخوارزمية الجينية العادية.



الشكل (٦-٦): حل العيّنة shefa٢ باستخدام الخوارزمية الجينية المهجّنة.

٣- العيّنة Shefa٣:

تتضمن هذه العيّنة تصنيع ثلاثة أنواع من الفيالات من البداية إلى النهاية، وهي: أمبيسيلين ٢٥٠ (١٥٠,٠٠٠ فيالة)، أمبيسيلين ٥٠٠ (١٢٥٠٠٠ فيالة)، أمبيسيلن ١٠٠٠ (١٠٠,٠٠٠ فيالة)، بالإضافة إلى تكملة عملية تصنيع نوعين آخرين من الفيالات، وهي: كلافو (٧٥٠٠٠)، أمبيسيلين بلس (٧٥٠٠٠).

تتألف عملية تصنيع جميع أنواع الفيالات من المراحل التالية، وبنفس الترتيب، ولكن بأزمنة معالجة مختلفة:

أ- الغسيل والتعقيم: يتم فيها غسيل الفيالات وتعقيمها.

ب- الوزن: يتم فيها وزن كمية البودرة اللازمة.

ت- التعبئة والختم بالكاوتشوك: يتم فيها تعبئة الفيالات بالبودرة وختم الفيالات بغطاء من الكاوتشوك.

ث- الختم بالألمنيوم: يتم فيها ختم الفيالات بغطاء من الألمنيوم.

ج- تحليل الفعالية: ويتم فيها تحليل فعالية المضاد الحيوي.

ح- اللصاقة: يتم فيها إضافة لصاقة حول الفيالات.

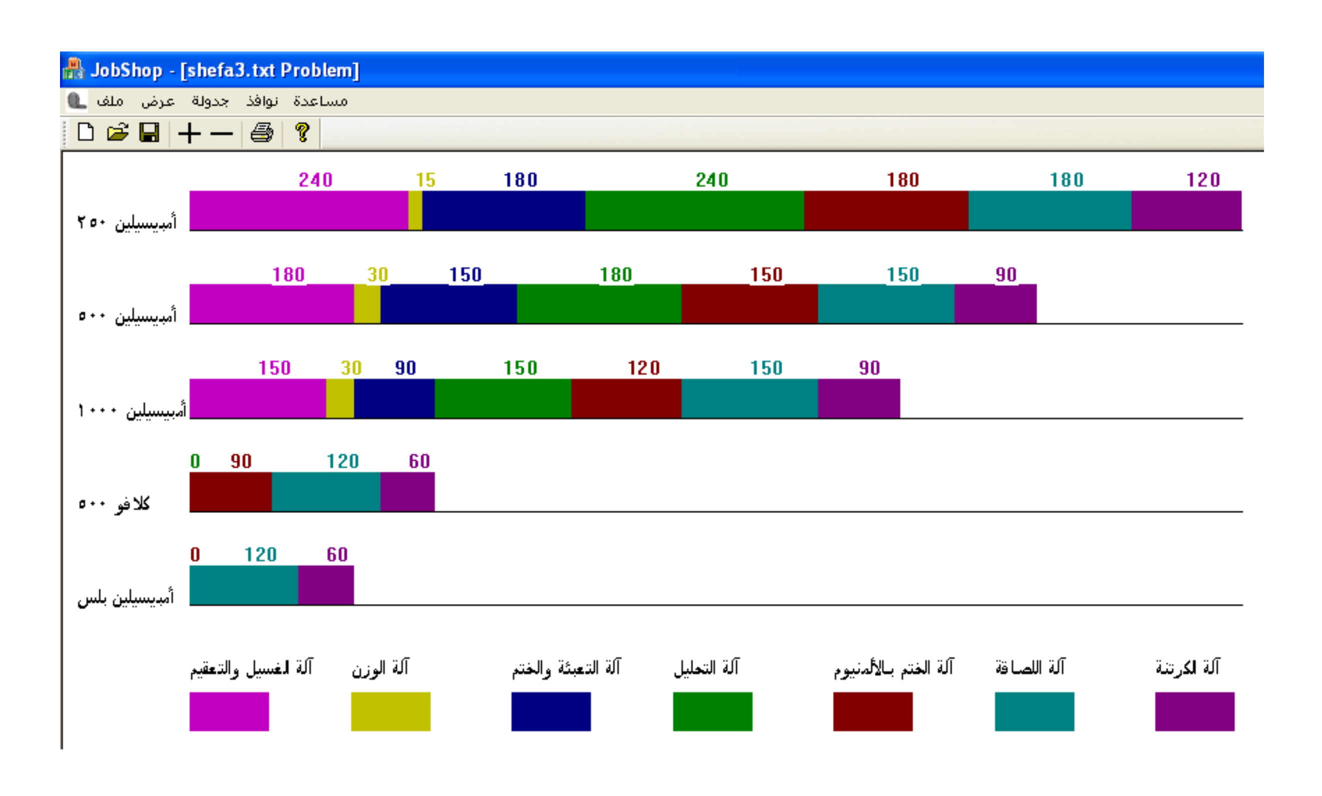
خ- الكرتنة: ويتم فيها وضع الفيالات ضمن كراتين.

يبين الجدول (٦-٢) مراحل تصنيع كل نوع من الفيالات مع الأزمنة اللازمة لذلك.

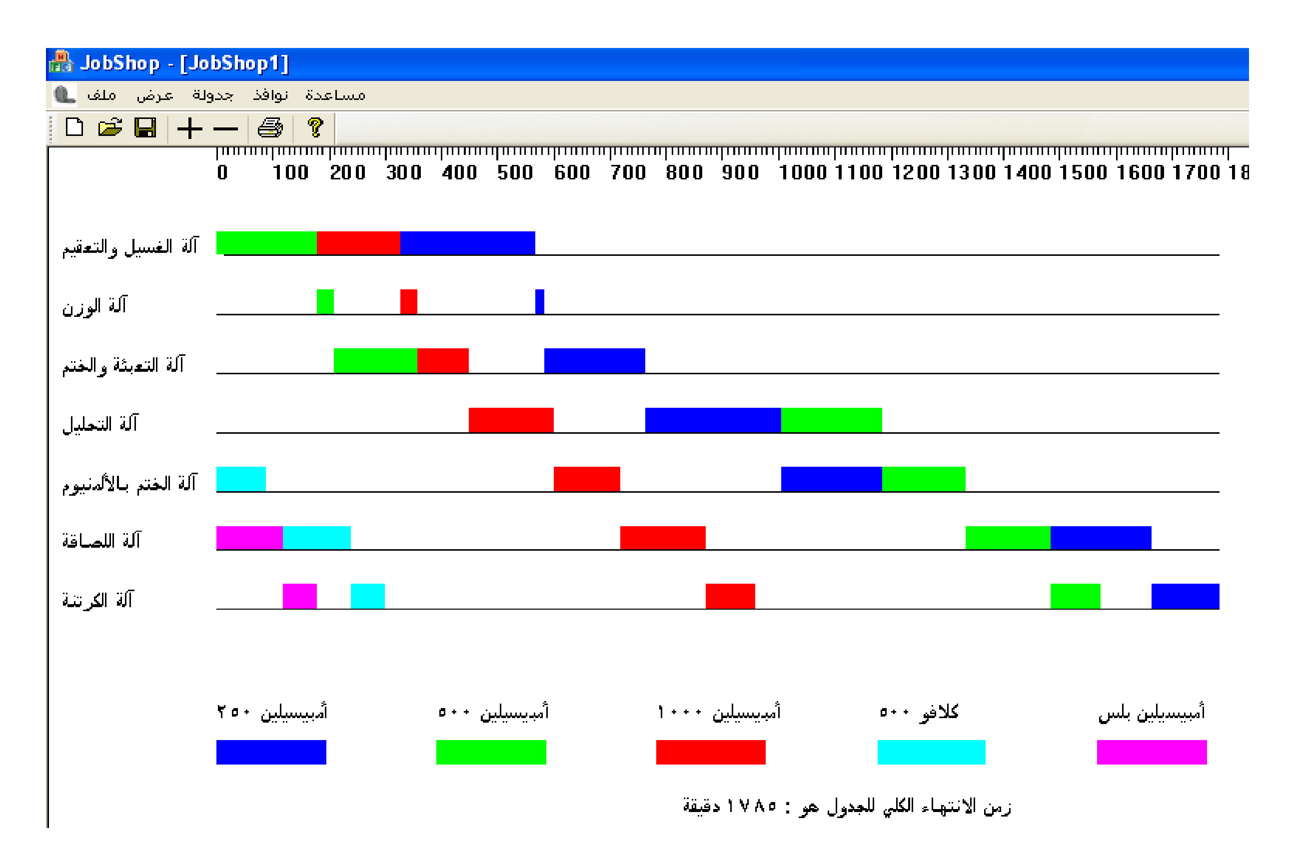
يتم صياغة هذه العيّنة على شكل مسألة جدولة أعمال صناعية تتألف من ٥ أعمال تتم جدولتها على ٧ آلات ويكون شكلها كما هو موضح بالشكل (٦-٧)، ويكون الحل الأفضل الذي وصلت له خوارزميتنا الجينية المعروضة في الفصل الخامس كما هو موضح بالشكل (٦-٨)، أما الحل الأفضل الذي وصلت إليه خوارزميتنا المهجّنة فهو موضح بالشكل (٦-٩).

الجدول (٦-٢): مراحل وأزمنة كل منتج في العيّنة shefa٣.

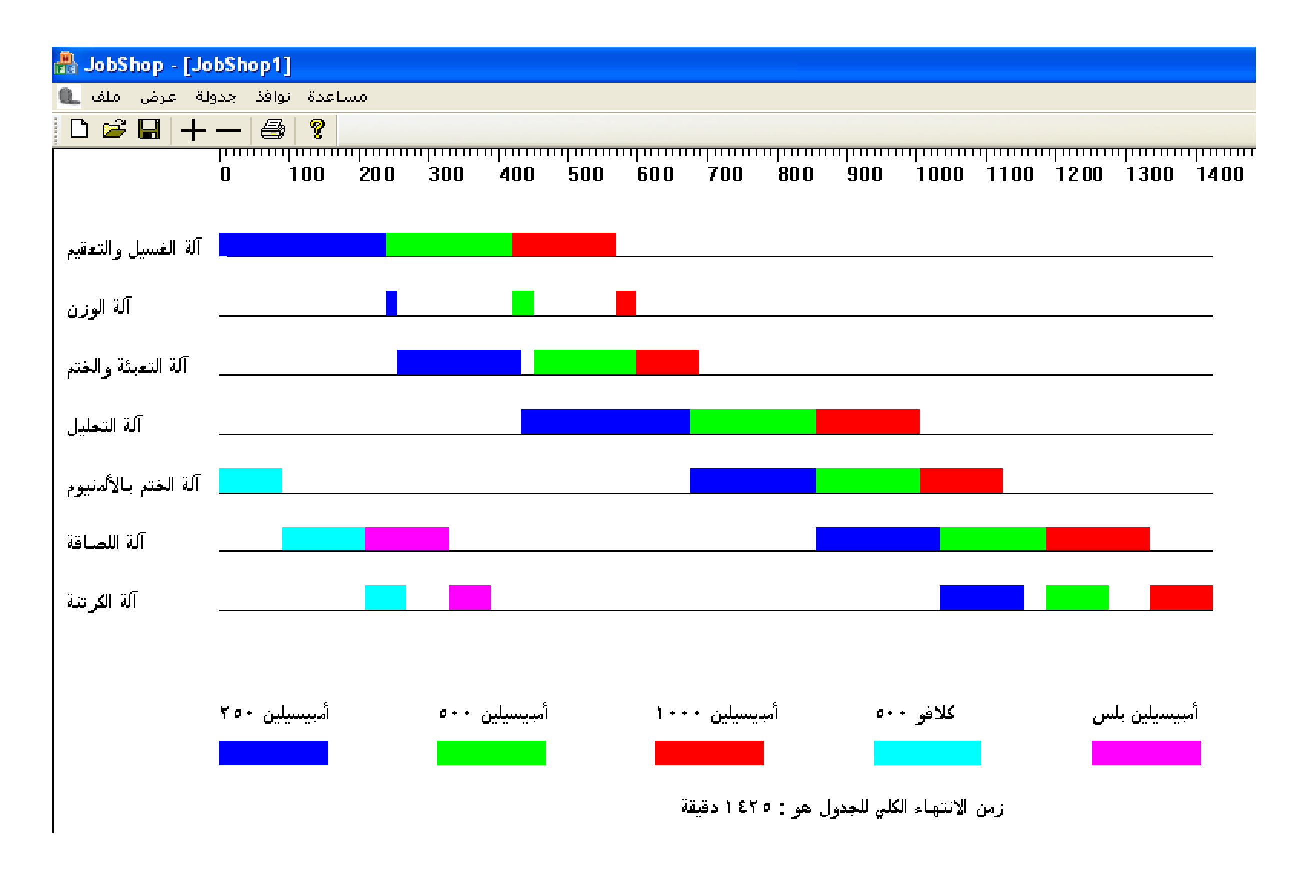
	أمبيسيلين 250	أمبيسيلين 500	أمبيسيلين 1000	كلافو 500	أمبسيلين بلس
آلة الغسيل والتعقيم	240	180	150	0	0
آلة الوزن	15	30	30	0	0
آلة التعبئة والختم بالكاوتشوك	180	150	90	0	0
آلة تحليل الفعالية	240	180	150	0	0
آلة الختم بالألمنيوم	180	150	120	90	0
آلة اللصاقة	180	150	150	120	120
آلة الكرتنة	120	90	90	60	60



الشكل (٦-٧): تمثيل عيّنة الدخل shefa٣.



الشكل (٦-٨): حل العيّنة shefa٣ باستخدام الخوارزمية الجينية العادية.



الشكل (٦-٩): حل العيّنة shefa٣ باستخدام الخوارزمية الجينية المهجّنة.

٤- العيّنة Shefa٤:

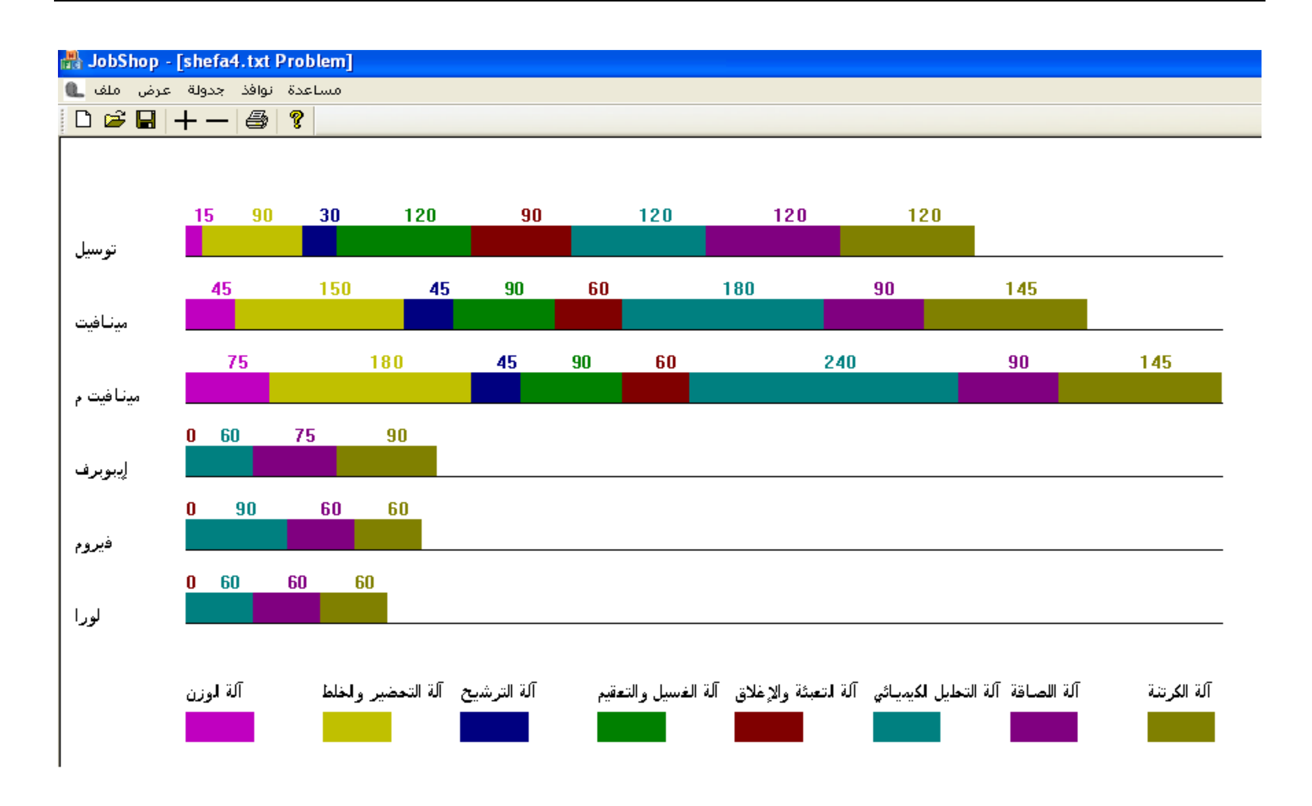
تتضمن هذه العينات تصنيع ٥ أنواع من الشرابات السائلة، وهي: توسيل (٥٠٠٠ زجاجة)، مينافيت (٤٠٠٠ زجاجة)، مينافيت م (٤٠٠٠)، إيبوبروف (٣٥٠٠ زجاجة)، فيروم (٣٠٠٠) زجاجة، لورا (٣٠٠٠).

بالنسبة للأصناف الثلاثة الأولى تتم عملية تصنيعهم من البداية إلى النهاية، أما بالنسبة للصنفين الأخيرين فتتم عملية استئناف تصنيعها من مرحلة التحليل الكيميائي والجرثومي وحتى النهاية، يبين الجدول (٦-٣) مراحل تصنيع كل نوع من الشرابات مع الأزمنة اللازمة لذلك.

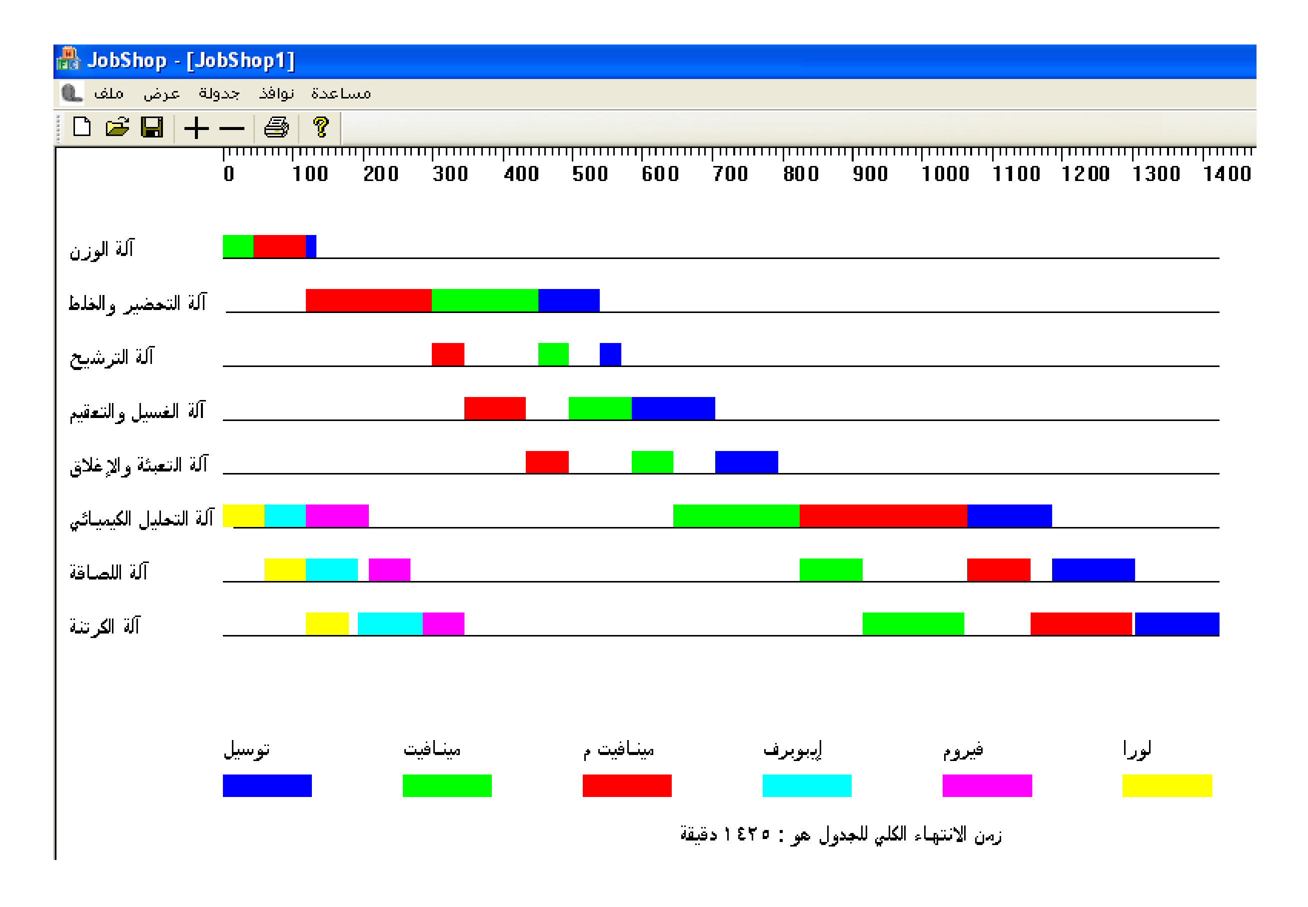
الجدول (٦-٣): مراحل وأزمنة كل منتج في العيّنة shefa٤.

	توسيل	مينافيت	مينافيت م	إيبوبروف	افيروم	لورا
آلة الوزن	15	45	75	0	0	0
آلة التحضير والخلط	90	150	180	0	0	0
آلة الترشيح	30	45	45	0	0	0
آلة غسيل وتعقيم الزجاجات	120	90	90	0	0	0
آلة تعبئة واغلاق	90	60	60	0	0	0
آلة تحليل كيميائي وجرثومي	120	180	240	60	90	60
آلة اللصاقة	120	90	90	75	60	60
آلة كرتنة	120	145	145	90	60	60

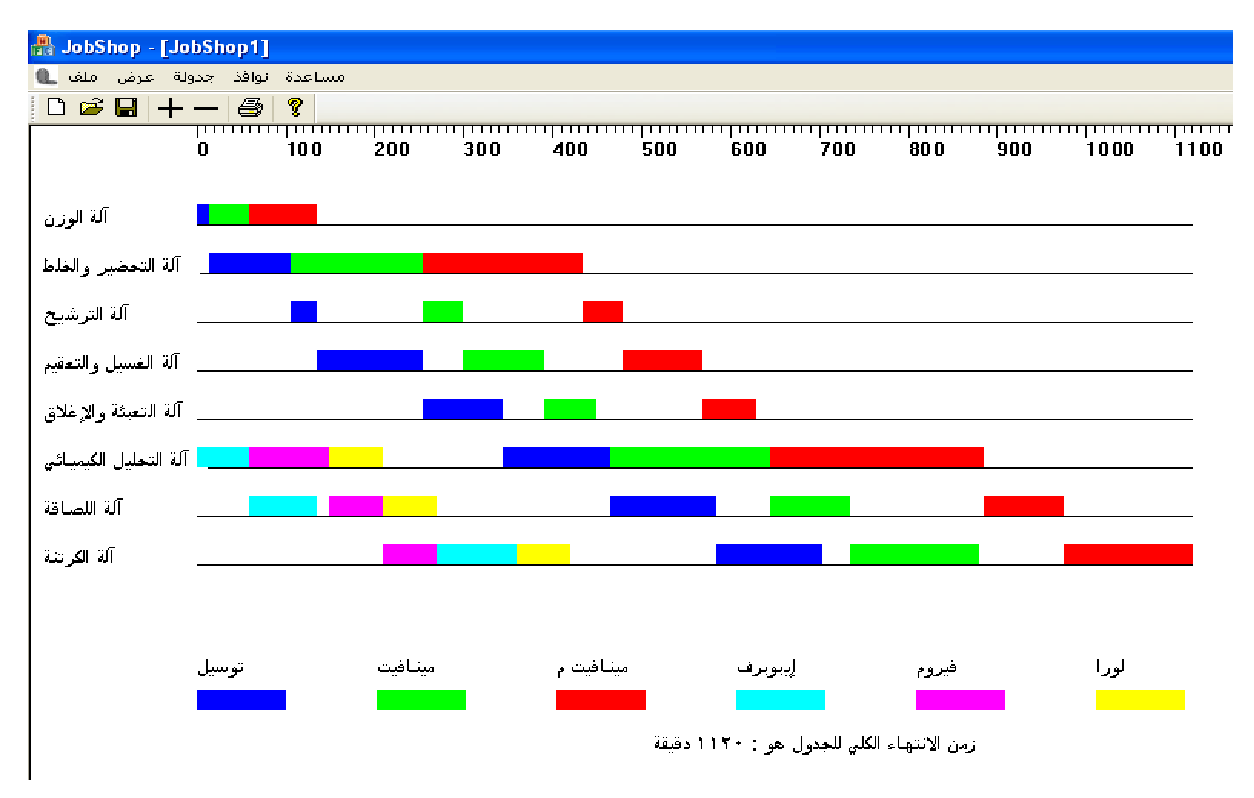
يتم صياغة هذه العيّنة على شكل مسألة جدولة أعمال صناعية تتألف من ٦ أعمال تتم جدولتها على ٨ آلات ويكون شكلها كما هو موضح بالشكل (٦-١٠)، ويكون الحل الأفضل الذي وصلت له خوارزميتنا الجينية المعروضة في الفصل الخامس كما هو موضح بالشكل (٦-١١)، أما الحل الأفضل الذي وصلت إليه خوارزميتنا المهجّنة فهو موضح بالشكل (٦-١٢).



الشكل (٦-١٠): تمثيل عيّنة الدخل shefa٤.



الشكل (٦-١١): حل العيّنة shefa٤ باستخدام الخوارزمية الجينية العادية.



الشكل (٦-١٢): حل العيّنة shefa٤ باستخدام الخوارزمية الجينية المهجّنة.

يبين الجدول (٦-٤) مقارنة أداء الخوارزمية الجينية العادية بمجتمع واحد NGA التي قمنا بعرضها في الفصل الرابع مع الخوارزمية المهجّنة GATSSA التي قمنا بعرضها في الفصل الخامس، من ناحيتي كفاءة الحلول وزمن التنفيذ بالثانية على العينات المذكورة سابقاً.

تم التنفيذ على حاسب شخصي بمعالج GHz ١٦٠٠ Intel Core ٢ Due وذاكرة ٤GB RAM، مع مترجم Intel C++ Compiler ١١.١.٥٤ مع بيئة Microsoft Visual Studio ٢٠٠٨ في نظام التشغيل Windows XP S٣.

الجدول (٦-٤): مقارنة أداء الخوارزمية NGA مع الخوارزمية GATSSA.

العينة		GATSSA		NGA	
الاسم	الحجم	الحل الأفضل	زمن التنفيذ بالثانية	الحل الأفضل	زمن التنفيذ بالثانية
shefa1	3 x 10	710	529	810	0.484
shefa2	5 x 9	1305	497	1395	0.688
shefa3	5 x7	1425	337	1785	0.591
shefa4	6 x 8	1120	331	1425	0.641

يتضح من الجدول أنّ الخوارزمية GATSSA تعطي حلولاً أفضل في أزمنة مقبولة عملياً، من جهة أخرى يمكن استخدام الخوارزمية NGA عندما تكون سرعة إيجاد الحل مطلوبة أكثر من جودة الحل نفسه.


الفصل السابع
الاستنتاجات

٧- الاستنتاجات:

٧-١- الاستنتاجات:

- إنّ مسألة تصميم خوارزمية جينية فعّالة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية، هي عملية صعبة من حيث كثرة الخيارات المتاحة من طرق ترميز (أكثر من ١٠)، طرق فك ترميز، عوامل تطور من تصالب وطفرة، عوامل إعادة الإنتاج من اختيار واستبدال وغيرها، ولهذا يجب اختيار هذه العوامل بعناية أثناء تصميم الخوارزمية.
- أعطت الخوارزمية الجينية بإجرائية فك الترميز المقترحة نتائج جيدة بالمقارنة مع غيرها، من حيث أنها تبحث في الجزء الفعّال من فضاء الحلول، وتبدي مقدرة جيدة في تنويع البحث أي استكشاف مناطق جديدة في فضاء الحلول، ولكنها مازالت تعاني من نقطة ضعف في عملية تكثيف البحث، أي في عملية البحث في جوار الحلول القريبة من الحلول الأمثل.
- إنّ أهم مشكلة تعاني منها أيّة خوارزمية ما بعد الاجتهادية عند استخدامها لإيجاد الحل الأمثل لمسألة جدولة الأعمال الصناعية، هي: عدم قدرتها على تحقيق توازن بين عملية تنويع البحث وعملية تكثيفه ضمن فضاء البحث.
- إنّ مسألة تصميم خوارزمية مهجّنة تعتمد بشكل أساسي على فهم نقاط ضعف وقوة كل طريقة، إنّ استخدام كلاً من البحث المُحرّم أو محاكاة التلدين فقط سيؤدي إلى فحص حل وحيد دائماً أو مسار نقطة وحيدة من فضاء البحث، مما سيؤدي إلى احتمالية كبيرة بهجر المناطق الواعدة من فضاء البحث والوقوع في حل أمثل محلّي، بالإضافة إلى أنّه لو افترضنا استخدام خوارزمية تفرّعية من البحث المُحرّم أو محاكاة التلدين أي البدء تفرّعياً من عدة نقاط من فضاء البحث، فإن ذلك لن يؤمن عملية تبادل المعلومات بين الحلول الناتجة.

من ناحية أخرى تقوم الخوارزمية الجينية بالبحث تفرّعياً ومن عدة نقاط في فضاء الحلول، وتؤمن تبادل المعلومات خلال عملية البحث، ولكن آلية عملها على نقاط مختلفة من فضاء البحث، وعوامل التطور

الموجودة فيها (التصالب، الطفرة) تجعلها غير قادرة على البحث في جوار الحلول القريبة من الحلول الأمثل.

- إنّ تهجين طرق البحث العام كالخوارزمية الجينية مع طرق البحث المحلّي كالبحث المُحرّم أو محاكاة التلدين يعطي نتائج جيدة أفضل من الطرق منفصلة عن بعضها البعض.
- الخوارزمية الجينية التفرّعية بعدة مجتمعات فرعية مع هجرة للأفراد أقوى من العادية في تنويع البحث، وتُعتبر من إحدى الطرق المتبعة للتغلب على مسألة التقارب السابق لأوانه.
- إنّ تطوير المجتمعات الفرعية بنفس الطريقة، لن يسمح لمجتمع معيّن خلال فترة التطور الذاتي له بأن يكتسب صفات جديدة مغايرة للتي يمكن اكتسابها في باقي المجتمعات.
- إنّ فكرتنا المقترحة في تطوير المجتمعات الفرعية بطرق تطوير مختلفة عن بعضها البعض، من وجهة نظرنا الخاصة تحاكي التطور الطبيعي بشكل أكبر، وتزيد من الفائدة الناتجة عن الهجرة الحاصلة بين المجتمعات الفرعية فيما لو تم تطويرها بنفس الطرق، حيث أنّ أفراد المجتمع المُتلقّي ستكتسب صفات جديدة مطوّرة بطرق مختلفة عن طرق تطورها المحلّية، أي أنّ التطور الذاتي الحاصل في ميّزات أي فرد ضمن مرحلة التحسين المحلّي (بواسطة البحث المُحرّم أو محاكاة التلدين أو الطفرة)، وفقاً لنظرية تطور Lamarck، سيتم توريثه بواسطة الهجرة ومن ثم التصالب إلى أفراد المجتمعات الأخرى، وبالتالي سيكون لدينا مزيج من تطور Darwin وتطور Lamarck.
- أعطت الخوارزمية الجينية المهجّنة الجديدة المقترحة نتائج جيدة بالمقارنة مع الطرق الأخرى، من حيث أنّها تبدي مقدرات جيدة ومتوازنة في تنويع البحث وتكثيفه.

٧-٢- المساهمات:

قمنا في هذا البحث بتطوير طرق جديدة فعّالة في حل مسألة جدولة الأعمال الصناعية، تستطيع الوصول إلى حلول قريبة جداً من الحلول الأمثل لهذه المسألة بزمن يرتبط بعلاقة كثير حدود مع حجم المسألة، وقمنا أيضاً بتطوير تطبيق برمجي لمحاكاة المسألة وإظهارها بشكل رسومي واضح.

المساهمات هي:

- بناء خوارزمية جينية بإجرائية فك ترميز جديدة فعّالة في حل المسألة، تقوم هذه الخوارزمية بالبحث في الجزء الفعّال من فضاء البحث، تقوم إجرائية فك الترميز أيضاً بعملية إصلاح للأفراد غير المقبولة الناتجة عن عمليتي التصالب والطفرة.

تستخدم الخوارزمية طريقة جديدة من أجل موازنة الضغط الانتقائي أثناء عملية اختيار الأفراد المراد تطويرها بالتصالب، حيث يتم في بداية البحث تطبيق طريقة الاختيار العشوائي، وفي منتصف عملية البحث تقوم بتطبيق طريقة المسابقة، وفي المراحل النهائية للبحث تقوم بتطبيق طريقة الروليت التي تختار دوماً الأفراد الأكثر ملاءمة.

أعطت الخوارزمية نتائج جيدة بالمقارنة مع الخوارزميات الجينية الأخرى وفي زمن يرتبط بعلاقة كثير حدود مع حجم المسألة.

- بناء خوارزمية جينية تفرّعية جديدة مهجّنة مع خوارزميتي البحث المُحرّم ومحاكاة التلدين،هذه الخوارزمية المهجنة تقوم بتوحيد إمكانيات الخوارزمية الجينية الفائقة في إجراء البحث العام ضمن فضاء الحلول مع إمكانيات خوارزميتي البحث المحرم ومحاكاة التلدين الفائقة في إجراء عملية البحث المحلّي، تقوم الخوارزمية بتطوير ثلاثة مجتمعات فرعية، بآن واحد وبطرق مختلفة، مع إمكانية هجرة الأفراد بين المجتمعات من حين لآخر.

المجتمعات الفرعية هي:

- المجتمع الأول: يتم تطويره بواسطة عوامل التطور الجينية من تصالب وطفرة.
- المجتمع الثاني: يتم تطويره مثل المجتمع الأول مع إضافة البحث المُحرّم.
- المجتمع الثالث: يتم تطويره مثل المجتمع الأول مع إضافة محاكاة التلدين.

الغاية الأساسية من وراء هذا التقسيم، هو تطبيق لفكرتنا المقترحة في تطوير المجتمعات الفرعية بطرق تطوير مختلفة عن بعضها البعض.

هذا النموذج من وجهة نظرنا الخاصة يحاكي التطور الطبيعي بشكل أكبر، فالمجتمعات في الطبيعة لا تتطور بنفس الطرق، وكل مجتمع له بنكه الوراثي الخاص به.

بالإضافة إلى الحصول على منفعة أكبر عن المنفعة الناتجة عن الهجرة الحاصلة بين المجتمعات الفرعية فيما لو تم تطويرها بنفس الطرق، حيث أنّ أفراد المجتمع المُتلقّي ستكتسب صفات جديدة مطوّرة بطرق مختلفة عن طرق تطورها المحلّية، أي إنّ التطور الذاتي الحاصل في ميّزات أي فرد ضمن مرحلة التحسين المحلّي (بواسطة البحث المُحرّم أو محاكاة التلدين أو الطفرة)، وفقاً لنظرية تطور Lamarck، سيتم توريثه بواسطة الهجرة ومن ثم التصالب إلى أفراد المجتمعات الأخرى، وبالتالي سيكون لدينا مزيج من تطور Darwin وتطور Lamarck.

أعطت الخوارزمية الجينية المهجّنة الجديدة المُقترحة نتائج جيدة، بالمقارنة مع الطرق الأخرى، في زمن يرتبط بعلاقة كثير حدود مع حجم المسألة.

- بناء تطبيق برمجي لمحاكاة المسألة و إظهار حلولها بشكل رسومي باستخدام لغة Visual C++ في بيئة ٢٠٠٨ Microsoft Visual Studio مع Microsoft Foundation class Library.

التطبيق واضح وسهل الاستخدام، وقمنا في الفصل السادس باستخدامه لحل مسائل الجدولة في بيئة عمل واقعية في معمل شفا للصناعات الدوائية .

٧-٣- الآفاق المستقبلية:

- أثناء التهيئة الابتدائية للمجتمعات تم توليد الأفراد بشكل عشوائي، وهذا يمكن أن يؤدي إلى تكرار وجود بعض الأفراد ضمن مجتمع الواحد أو أكثر، نقترح أن يتم استخدام آلية معينة لزيادة التنويع في صفات الأفراد أثناء التوليد البدائي، أحد الطرق الممكنة هي استخدام خوارزمية التطور التفاضلي Differential Evolution Algorithm من أجل ذلك.
- تطبيق فكرة الخوارزمية الجينية التفرّعيّة بمجتمعات فرعية تتطور بطرق مختلفة عن بعضها البعض مع هجرة للأفراد على مسائل أمثلة توافقية أخرى.

المصطلحات العلمية:

- A -

Absolute Deviation	الانحراف المطلق
Acceleration Coefficients	معاملات التسارع
Active	فعّال
Activities	فعاليات
Acyclic	ليس دائرياً
Allele	الأليل
Allowed Neighborhood	مجموعة الجوار المسموحة
Alternative Machine Tool Routings	مسالك أداة آلة بديلة
A Multi-Operation Model	نموذج متعدد العمليات
Ant Colony Optimization	الأمثلة باستخدام مستعمرة النمل
Ant Colony System	نظام مستعمرة النمل
Ant System	نظام النمل
Approach	منهج
Approximation Methods	الطرق التقريبية
Artificial Selection	الاختيار الصنعي
A Single Operation Model	النموذج وحيد العملية
Aspiration Criteria	معايير الطموح
Automated Problem Solving	حل المسائل بشكل مؤتمت

- B -

Batch	دفعة
Bit-flip	قلب البت
Boltzmann Distribution	توزيع بولتزمان

Bottleneck Objectives	متعلقة بعنق الزجاجة
Branch and Bound	فرّع وقيّد

- C -

Chain	سلسلة
Changes in State	تغيرات في الحالة
Chromosome	كروموسوم
Combinatorial Optimization Problems	مسائل الأمثلة التوافقية
Cognitive	جزء التذكر
Complete Selection	الاختيار الكامل
Components	أجزاء
Computational Intelligence	الذكاء الحسابي
Control	تحكم
Control Parameter	عامل التحكم
Conflicts Set	مجموعة التعارض
Consistent Selection	الاختيار المتوافق
Construction Graph	مخطط التشييد
Convergence	تقارب
Cooling Schedule	جدول التبريد
Cost Function	تابع الكلفة
Critical Block	الكتلة الحرجة
Critical Nodes	العقد الحرجة
Critical Path	المسار الحرج
Crossover	التصالب
Crystal	البلورة

- D -

Decision Variables	متحولات القرار
Procedure Decoder	إجرائية فك التشفير
Dedicated Machines	الآلات المكرّسة
Directed Graph	المخطط الموجه
Disjunctive Graph Representation	التمثيل بطريقة المخطط المتقطع
Diversification	تنويع البحث
Due Date	موعد الاستحقاق
Dynamic Objective Function	تابع هدف ديناميكي

- E -

Earliness	التبكير
Efficient Scheduling	الجدولة الفعّالة
Elitist Strategy	إستراتيجية النخبة
Energy	طاقة الحالة
Energy Systems	أنظمة القدرة
Equilibrium State	حالة التوازن
Evolution	تطور
Evolutionary Algorithms	الخوارزميات التطورية
Evolutionary Computation	الحساب التطوري
Evolutionary Programming	البرمجة التطورية
Evolution Strategies	الإستراتيجيات التطورية
Exact Methods	الطرق التامة
Idle time Excessive	فترة بطالة زائدة

- F -

Feasible	مُجدي

Feasible Components	المكونات المُجدية
Fitness	ملاءمة
Flexible Job shop Scheduling Problem	مسألة جدولة أعمال صناعية مرنة
Flow Shop Scheduling Problem	مسألة جدولة أعمال صناعية من النوع الانسيابي
Fluid Mechanics	ميكانيكا الموائع

- G -

Gantt Charts	مخطط غانت
General Job Shop Scheduling	جدولة الأعمال الصناعية العامة
Generational Replacement	الاستبدال العام
Generations	أجيال
Genes	مورّثات
Genetic Algorithm	الخوارزمية الجينية
Genetic Programming	البرمجة الجينية
Genetic Recombination	إعادة التركيب (التأشيب) الجيني
Genotype	النمط الجيني
Geometric Schedule	الجدولة الهندسية
Global Optimum Solution	الحل الأمثل العام
Graph Coloring	تلوين المخطط
Greedy type	النوع الطمع
Ground State	حالة مستوى الطاقة الأرضي
Guided Local Search	البحث المحلّي الموجّه

- H -

Heuristic	الطرق الاجتهادية
Heuristic criterion	معيار اجتهاد

- I -

Identical Parallel Machines	الآلات التفرّعية المتطابقة
Identical Speeds	السرعات المتطابقة
Inadmissible Schedule	الجدول غير المقبول
Index	دليل
Industrial Engineering	الهندسة الصناعية
Intensification	تكثيف البحث
Intree	شجرة متجهة نحو الداخل
Iterated local Search	البحث المحلّي المتكرر

- J -

Job Characteristics	مميزات العمل
Job Predecessor	سلف العمل
Job Successor	خلف العمل

- L -

Lateness	التأخير
Linear Combination	دمج خطي
Local Minimum	أصغري محلّي
Solution Local Optimum	حل أمثل محلّي
Local search	بحث محلّي
Locus	موضع المورثة

- M -

Machine Environment	بيئة الآلات
Machine Learning	تعليم الآلة
Machine Predecessor	سلف الآلة
Machines Repetition	تكرار الآلات
Makespan	زمن الانتهاء الكلي

Mask vector	شعاع القناع
Mathematical Programming Model	نموذج برمجة رياضية
Max-Min Ant System	نظام النمل أقل أكثر
Mean	متوسط
Algorithm Memory-less	خوارزمية بلا ذاكرة
Meta Heuristic	ما بعد الاجتهادية
Meta Stable State	حالة عابرة شبه مستقرة
Migration Policy	سياسة الهجرة
Minimization	تصغير
Molecular Positions	أماكن الجزيئات
Momentum	مقدار التحرك
Most Remaining Work	الزمن المتبقي الأكبر
Moves	حركات-خطوات
Multi-Population, or Island	متعددة المجتمعات، أو الجزيرة
Multi-ProcessorTask Scheduling	جدولة المهمة متعددة المعالجات
Multi-Purpose Machines	الآلات متعددة الأغراض
Mutation	طفرة
Mutation Step Size	حجم خطوة الطفرة

- N -

Natural Selection	الاصطفاء الطبيعي
Nature-inspired	مستوحاة من الطبيعة
Neighborhood Function	تابع الجيرة
Neighboring Solutions	الحلول المجاورة
Neural Networks	الشبكات العصبونية
Neural Network Training	تدريب الشبكات العصبونية

- O -

Objective Function	تابع الهدف
Algorithms One Pass	خوارزميات مرور واحد
Operations	عمليات
Optimal	أمثل
Optimality Criteria	معايير الأمثلية
Optimization Problem	مسألة أمثلة
Order-based Crossover	تصالب مبني على الترتيب
Ordering Problem	مسألة ترتيب
Origins	أصول
Outtree	شجرة متجهة نحو الخارج

- P -

Parallel Machines	الآلات التفرّعية
Parameterized Probabilistic Model	موديل احتمالي ببارمترات
Partial Schedule	الجدول الجزئي
Particle	جزيء
Particle Swarm Optimization	الأمثلة باستخدام أسراب الجزئيات
Path	المسار
Path Length	طول المسار
Pattern Recognition	التعرف على النماذج
Permissible Left Shift	النقلة اليسارية المباحة
Permutation Flow	انسيابي تبديلي
Permutations	التباديل
Phenotype	النمط المظهري

Pheromone	الفيرومون
Physical System	النظام الفيزيائي
١-point crossover	التصالب بنقطة واحدة
٢-point crossover	التصالب بنقطتين
Point wise vector multiplication	ضرب شعاع نقطة بنقطة
Polynomial	كثير حدود
Population	المجتمع السكاني
Population Based	مبني على مجتمع
Power System	أنظمة الطاقة
Precedence Constraint	قيد أسبقية
Precedence Relations	علاقات الأسبقية
Preemption	قسر
Preference List	لائحة التفضيل
Premature Convergence	التقارب السابق لأوانه
Priority Dispatching Rules	قواعد أولوية التوصيل
Probability Distribution Function	تابع توزيع الاحتمالية
Problem Constraints	قيود المسألة
Processing Time	فترة المعالجة
Processing Time Matrix	مصفوفة فترات المعالجة
Production Management	إدارة الإنتاج
Propagation	انتشار

- Q -

Quality	جودة

- R -

Randomly Distributed	مُوزَّع عشوائياً
Random Selection	الاختيار العشوائي
Ranking	التصنيف
Real Time Applications	تطبيقات الزمن الحقيقي
Release Date	موعد الانطلاق
Reproduction	التكاثر أو إعادة الإنتاج
Resources	مصادر
Ring	حلقة
Roulette Wheel	عجلة الروليت
Rule of success $\frac{1}{5}$	قاعدة النجاح الخِمس

- S -

Schedulable	قابلة للجدولة
Schedule	جدول
Schedule Builder Procedure	إجرائية بناء الجدول
Seed	البذرة
Selection	الاختيار–الاصطفاء
Selective Pressure	الضغط الانتقائي
Semi-Active	نصف فعّال
Sequence Constraint	قيد تسلسل
Series-Parallel Directed Graph	مخطط موجه تفرعي السلسلة
Setup Time	زمن التحضير
Single Point Based	مبني على نقطة واحدة
Shifting Bottle Neck Procedure	إجرائية إزاحة عنق الزجاجة
Shortest operation time	زمن العمل الأصغر

Short Term Memory	ذاكرة قصيرة الأمد
Simulated Annealing	محاكاة التلدين
Simulation	محاكاة
Single-population fine-grained	مجتمع واحد مُقسّم لأفراد متعدّدة
Single-population master-slave	مجتمع واحد السيد والخادم
Solving Systems Of Equations	حل أنظمة المعادلات
Squared Deviation	الانحراف التربيعي
Standard Deviation	الانحراف المعياري
Star	نجمة
Static Objective Function	تابع هدف ستاتيكي
Steady	الحالة الثابتة
Steady Frozen State	حالة التجمد الثابتة
Steepest Descent Algorithm	خوارزمية الانحدار الحاد
Suboptimal	أمثل جزئي
Success Rate	معدل النجاح
Sum Objectives	متعلقة بالمجموع
Survival The Best	البقاء للأفضل
Swarm	سرب
System State	حالة النظام

- T -

Tabu Conditions	شروط المنع
Tabu List	لائحة المنع
Tardiness	البطء
Technological Sequence	التسلسل التكنولوجي

Tabu Tenure	طول لائحة المنع
Technological Sequence Matrix	مصفوفة التسلسل التكنولوجي
Temperature	درجة الحرارة
Threshold Accepting	قبول العتبة
Tool	أداة
Tournament	المسابقة
Trajectory Methods	طرق المسار المنحني
Travelling Salesman Problem	مسألة التابع الجوال

- U -

Uncorrelated	غير مترابطة
Uniform Crossover	التصالب المنتظم
Uniform Speeds	السرعات المنتظمة
Uniform Distribution	التوزيع المنتظم
Uniform parallel machines	الآلات التفرّعية المنتظمة
Union	اتحاد
Unit Penalty	الغرامة الواحدية
Unrelated parallel machines	الآلات التفرعية غير المترابطة

- V -

Vector	الشعاع
Vehicle Routing	تسيير المركبة
Velocity	السرعة

- W -

Weight	وزن

الاختصارات:

Evolutionary Programming	EP
Evolution Strategies	ES
Flexible Job shop Scheduling Problem	FJSSP (FJSP)
Finite State Machines	FSM
Flow Shop Scheduling Problem	FSSP (FSP)
Genetic Algorithm	GA
Genetic Ant	GAANT
Genetic Local Search	GALI
Genetic Particle Swarm Optimization	GAPSO
Genetic Priority Rules	GAPR
Genetic Simulated Annealing	GASA
Genetic Tabu Search	GATS
General Job Shop Scheduling Problem	GJSSP(GJSP)
Guided Local Search	GLS
Genetic Programming	GP
Iterative Improvement Algorithm	IIA
The Classical Job Shop Scheduling Problem	JSP (JSSP)
Multi Colonies Ant Algorithm	MANT
Multi-Purpose Machines	MPM
Multi Particle Swarms Optimization	MPSO
Most Remaining Work	MWKR
Open Shop Scheduling Problem	OSSP (OSP)
Permutation Flow Shop Scheduling Problem	PFSSP (PFSP)

PSO	Particle Swarm Optimization
PSOAIS	Particle Swarm Optimization Artificial Immune System
PSOSA	Particle Swarm Optimization Simulated Annealing
PSOTS	Particle Swarm Optimization Tabu Search Simulated
SA	Simulated Annealing
SBI	Shifting Bottleneck Procedure
SDA	Steepest Descent Algorithm
SI	Swarm Intelligence
SOT	Shortest Operation Time
TA	Threshold Accepting
TS	Tabu Search
VNS	Variable Neighborhood Search

المراجع:

١- Gary G.Y.; Brian I.; ٢٠٠٩ - **Job shop scheduling optimization through multiple independent particle swarms**. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, **٢(١)**, ٥-٣٣.

٢- Leung J.; Kelly L.; Anderson H. J., ٢٠٠٤ - **Handbook of Scheduling: Algorithms, Models, and Performance Analysis**. CRC Press, Boca Raton, Florida,١٢٢٤.

٣- Brucker P., ٢٠٠٧- **Scheduling Algorithms**. Springer, ٥th ed, Berlin, ٣٧١.

٤- Graham R. L.; Lawler E. L.; Lenstra J. K.; Kan A. H. G.R, ١٩٧٩- **Optimization and Approximation in Deterministic Sequencing and Scheduling: a Survey**. *Annals of Discrete Mathematics*, **٥**, ٢٨٧-٣٢٦.

٥- Blazewicz J.; Ecker K. H.; Pesch E.; Schmidt G.; Weglarz J., ٢٠٠٧- **Handbook On Scheduling From Theory To Application**. Springer, Berlin, ٦٤٧.

٦- Chakraborty U. K., ٢٠٠٩ - **Computational Intelligence in Flow Shop and Job Shop Scheduling**. Springer, Berlin, ٣٥٣.

٧- **Zobolas G**. **I**.; **Tarantilis C**.**D**.; **Ioannou G**., ٢٠٠٨- **Exact, Heuristic and Meta-heuristic Algorithms for Solving job Shop Scheduling Problems**. Xhafa Fatos.; Abraham Ajith: Metaheuristics for Scheduling in Industrial and Manufacturing Applications, Springer, Berlin,١-٤٠.

٨- Yamada T.,٢٠٠٣ - **Studies on Metaheuristics for Jobshop and Flowshop Scheduling Problems**. Phd Thesis, Kyoto University, Kyoto, Japan.

٩- Puris A.; Bello R.; Trujillo Y.; Nowe A.; Martínez Y., ٢٠٠٧- **Two-stage ACO to solve the job shop scheduling problem**. Proceedings of the Congress on pattern

recognition ١٢th Iberoamerican conference on Progress in pattern recognition, image analysis and applications , Springer, Berlin, ٤٤٧-٤٥٦.

١٠- Pinedo M. L., ٢٠٠٨ - **Scheduling Theory, Algorithms, and Systems**. Springer, ٣th ed ,Berlin, ٦٧٨.

١١-Šeda M., ٢٠٠٧-**Mathematical Models of Flow Shop and Job Shop Scheduling Problems**. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Sciences*,٤(٤).٢٤١-٢٤٦.

١٢- Adams J.; Balas E.; Zawack D., ١٩٨٨- **The shifting bottleneck procedure for job shop scheduling**. *Managent Science*, **٣٤(٣),** ٣٩١–٤٠١.

١٣- Pinedo M. L., ٢٠٠٩ - **Planning and Scheduling in Manufacturing and Services. Machine Scheduling and Job Scheduling**. Springer, Berlin, ٥٣٦.

١٤- Watson J.P., ٢٠٠٥- **On Metaheuristic "Failure Modes": A Case Study in Tabu Search for Job-Shop Scheduling**. Proceeding of The Sixth Metaheuristics International Conference, Vienna,١-٦.

١٥- Ripon K. S. N., ٢٠٠٧- **Hybrid Evolutionary Approach for Multi-Objective Job-Shop Scheduling Problem**. *Malaysian Journal of Computer Science*, **٢٠(٢)**, ١٨٣-١٩٨.

١٦- Carlier J.; Pinson E., ١٩٨٩ - **An algorithm for Solving The Job-Shop Problem**. *Management Science*, **٣٥(٢)**,١٦٤-١٧٦.

١٧- Applegate D.; Cook W.,١٩٩١- **A Computational Study of the Job-Shop Scheduling Problem**. *ORSA Journal On Computing*, **٣(٢)**, ١٤٩-١٥٦.

١٨- Brucker P.; Jurisch B.; Sievers B., ١٩٩٤ - **A branch and bound algorithm for the job-shop scheduling problem**. *Discrete Applied Mathematics*, **٤٩**, ١٠٧-١٢٧.

١٩- Nowicki Eugeniusz.; Smutnicki Czeslaw., ٢٠٠٥ - **Some new ideas in TS for job shop scheduling**. Sharda Ramesh.; Voß Stefan.; Rego César .; Alidaee Bahram REGO: Metaheuristic optimization via memory and Evolution, Springer, New York, ١٦٥-١٩٠.

٢٠- Blum C.;Roli A., ٢٠٠٣ - **Meta-heuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison**. *ACM Computing Surveys*, **٣٥(٣)**,٢٦٨-٣٠٨.

٢١- Fisher H.; Thompson G. L., ١٩٦٣- **Probabilistic learning combinations of local job-shop scheduling**. *Industrial Scheduling*, Prentice Hall, New Jersey, ٢٢٥–٢٥١.

٢٢- Giffler B.; Thompson G. L., ١٩٦٠ - **Algorithms for solving production scheduling problems**. *Operations Research.* ٨, ٤٨٧–٥٠٣.

٢٣- Dorndorf U., Pesch E.,١٩٩٥ - **Evolution based learning in a job shop scheduling environment.** *Computers and Operations Research,* **٢٢(١)**, ٢٥-٤٠.

٢٤- Pranzo M.; Meloni C.; Pacciarelli D., ٢٠٠٣- **A New Class of Greedy Heuristics for Job Shop Scheduling** Problems. Proceedings of the ٢nd international conference on Experimental and efficient algorithms, Springer, Switzerland, ٢٢٣-٢٣٦.

٢٥- Carlier J,. ١٩٨٢- **The one-machine sequencing problem**. *European Journal of Operational Research*, **١١(١)**, ٤٢-٤٧.

٢٦- Roser C.; Masaru N.; Minoru T., ٢٠٠٢ - **Shifting Bottleneck Detection**. Proceedings of the ٣٤th conference on Winter simulation: exploring new frontiers, Winter Simulation Conference, San Diego, California, ١٠٧٩-١٠٨٦.

٢٧- Defu Z.; Tangqiu L.; Shaozi L., ٢٠٠٥- **An Improved Shifting Bottleneck Algorithm for Job Shop Scheduling Problem**. Proceedings of the Ninth International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design, IEEE Computer Society, Coventry, ١١١٢- ١١١٦ .

٢٨- Vaessens R. J. M.; Aarts E. H. L.; Lenstra J. K., ١٩٩٦ - **Job Shop Scheduling by Local Search**. *Informs Journal On Computing*, ٨**(٣)**,٣٠٢-٣١٧.

٢٩- Gawiejnowicz S., ٢٠٠٨ - **Time-Dependent Scheduling**, Springer, Berlin,٣٩٦.

٣٠- Talbi E. G., ٢٠٠٩ - **Metaheuristics: From Design to Implementation**. John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey, ٥٩٣.

٣١- Eiben A. E.; Smith J. E., ٢٠٠٣- **An Introduction To Evolutionary Computing**. Springer, Berlin, ٣٠٠.

٣٢- Fogel D. B., ٢٠٠٦- **Evolutionary Computation:Toward a New Philosophy of Machine Intelligence**, A John Wiley & Sons, ٣th ed, Hoboken, New Jersey, ٢٩٦.

٣٣- Schwefel H. P.; Beyer H.G., ٢٠٠٢ - **Evolution strategies - A comprehensive introduction.** *Natural Computing*, ١**(**١**)**, ٣-٥٢.

٣٤-Varela R.; Vela C. R.; Puente J.; Gomez A., ٢٠٠٣- **A knowledge-based evolutionary strategy for scheduling problems with bottlenecks**. *European Journal of Operational Research*, **١٤٥ (**١**)** , ٥٧–٧١.

٣٥- Engelbrecht A. P., ٢٠٠٧ - **Computational Intelligence :An Introduction**. John Wiley & Sons, ٢nd ed, West Sussex , England, ٦٢٨.

٣٦- Werner J. C.; Aydin M. E.; Fogarty T. C., ٢٠٠٠ - **Evolving genetic algorithm for Job Shop Scheduling problems**. Proceedings Of ACDM ٢٠٠٠ PEDC, University Of Plymouth, UK.

٣٧- Storn R; Price K.,١٩٩٥- **Differential evolution- A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces**. ICSI Technical Report TR-٩٥-٠١٢.

٣٨- Liu F.; Qi Y.; Xia Z.; Hao H., ٢٠٠٩ - **Discrete differential evolution algorithm for the job shop scheduling problem**. Proceedings of the first ACM/SIGEVO Summit on Genetic and Evolutionary Computation, ACM, Shanghai, ٨٧٩-٨٨٢.

٣٩- Wang W.; Xiang Z.; Xu X., ٢٠٠٨ - **Self-Adaptive Differential Evolution and Its Application to Job-Shop Scheduling**. Proceedings of the ٧th International Conference on System Simulation and Scientific Computing, IEEE Press, ٨٢٠-٨٢٦.

٤٠- Holland J. H., ١٩٧٥ - **Adaptation in Natural and Artificial Systems**. University of Michigan Press, Ann Arbor, Michigan, USA.

٤١- Cheng R.; Gen M.; Tsujimura Y., ١٩٩٩ - **A tutorial survey of job-shop scheduling problems using genetic algorithms, part II: hybrid genetic search strategies**. *Computers & Industrial Engineering*, **٣٦(١-٢)**, ٣٤٣-٣٦٤.

٤٢- Nakano R.; Yamada T., ١٩٩١-**Conventional Genetic Algorithm for Job Shop Problems**. Proceedings of the ٤th Internatioanl Conference on Genetic Algorithms, San Diego, California, ٤٧٤- ٤٧٩.

٤٣- Ponnambalams S. G.; Aravindan P.; Rao P. S., ٢٠٠١- **Comparative evaluation of genetic algorithms for job-shop scheduling**. *Production Planning & Control*, **١٢(٦)** , ٥٦٠-٥٧٤.

٤٤- Watanabe M.; Ida K.; Gen M., ٢٠٠٥- **A genetic algorithm with modified crossover operator and search area adaptation for the job-shop scheduling problem**.*Computers & Industrial Engineering*, **٤٨(٤)**, ٧٤٣–٧٥٢.

٤٥- Yang G.; Lu Y.; Li R-w.; Han J., ٢٠٠٨- **Adaptive Genetic Algorithms for The Job-Shop Scheduling Problems**.World Congress on Intelligent Control and Automation, Chongqing, ٤٥٠١ - ٤٥٠٥.

٤٦- Qi J.G.; Burns G R.; Harrison D.K., ٢٠٠٠ - **The application of parallel multi population genetic algorithms to dynamic job- shop scheduling**. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **١٦(٨),** ٦٠٩-٦١٥.

٤٧- Jinwei G.; Xingsheng G .; Manzhan G., ٢٠٠٩ - **A novel parallel quantum genetic algorithm for stochastic job shop scheduling**. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, **٣٥٥(١)** , ٦٣–٨١.

٤٨- Zhou H.; Feng Y.; Han L., ٢٠٠١ - **The hybrid heuristic genetic algorithm for job shop scheduling**.*Computers and Industrial Engineering*, **٤٠(٣)**, ١٩١-٢٠٠.

٤٩- Wang L, Zheng D.Z., ٢٠٠١- **An effective hybrid optimization strategy for job-shop scheduling problems**. *Computers & Operations Research*, **٢٨(٦)**, ٥٨٥–٥٩٦.

٥٠- Ombuki B. M.;Ventresca M., ٢٠٠٤ - **Local Search Genetic Algorithms for the Job Shop Scheduling Problem**. *Applied Intelligence*, **٢١(١)**, ٩٩-١٠٩.

٥١- Hasan S. M. K.; Sarker R.; Essam D.; Cornforth D., ٢٠٠٩ - **Memetic algorithms for solving job-shop scheduling problems**. *Memetic Computing*, **١(١)**, ٦٩-٨٣.

٥٢- **Blum Christian**.; **Li Xiaodong**., ٢٠٠٨ - **Swarm Intelligence in Optimization**. Christian Blum .;Daniel Merkle: Swarm Intelligence Introduction and Applications, Springer, Berlin,٤٣-٨٥.

٥٣- Dorigo M.; Maniezzo V.; Colorni A., ١٩٩١- **The ant system: an autocatalytic optimizing process**. Technical Report TR٩١-٠١٦, Politec-nico di Milano.

٥٤- Van D. Z. S.; Marques C., ١٩٩٩ - **Ant colony optimization for job shop scheduling**. presented at the Third Workshop on Genetic Algorithms, and Artificial Life, Lisbon, Portugal.

٥٥- Zhang J.; Hu X.; Tan X.; Zhong J. H.; Huang Q., ٢٠٠٦ - **Implementation of an ant colony optimization technique for job shop scheduling problem**. Transactions of the Institute of Measurement and Control ,٢٨**(١)** ,٩٣-١٠٨.

٥٦- Udomsakdigool A.; Kachitvichyanukul V, ٢٠٠٨ - Multiple colony ant algorithm for job-shop scheduling problem. International Journal of Production Research, ٤٦(١٥), ٤١٥٥-٤١٧٥.

٥٧- Kennedy J.; Eberhart R. C., ١٩٩٥ - **Particle swarm optimization**. Proceedings of the ١٩٩٥ IEEE International Conference on Neural Networks, IEEE Service Center, Piscataway, New Jersey,١٩٤٢-١٩٤٨.

٥٨- Lian Z.; Bin Jiao B.; Gu X., ٢٠٠٦ - **A similar particle swarm optimization algorithm for job-shop scheduling to minimize makespan**. *Applied Mathematics and Computation*, **١٨٣ (٢)** ,١٠٠٨-١٠١٧.

٥٩- **Ge H**. **W**.; **Lu Y**. **H**.; **Zhou Y**.; **Guo X**. **C**.; **Liang Y**. **C**.; ٢٠٠٦ - **A Novel Particle Swarm Optomization-Based Approach For Job-Shop Scheduling**. Liu G.R.; Tan V. B. C.; Han X: Computational Methods, Springer, Netherlands, ١٠٩٣-١٠٩٨.

٦٠- Tamilarasi A.; Anantha K. T., ٢٠١٠ - **Job-shop scheduling using random key encoding scheme particle swarm optimization**. *International Journal of Computational Intelligence Research,* **٣(١-٢)**, ٥٧-٦٥.

٦١- Glover F., ١٩٨٦ - **Future paths for integer programming and links to artificial intelligence**. *Computers & Operations Research*, **١٣(٥)**, ٥٣٣-٥٤٩.

٦٢- Nowicki E.; Smutnicki C., ١٩٩٦ - **A fast taboo search algorithm for the job shop problem**. *Management Science*, **٤٢(٦)**, ٧٩٧-٨١٣.

٦٣- Ponnambalam S. G.; Aravindan P.; Rajesh S. V., ٢٠٠٠ - **A Tabu Search Algorithm for Job Shop Scheduling**. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **١٦(١٠)**, ٧٦٥-٧٧١.

٦٤- Geyik F.; Cedimoglu I. H., ٢٠٠٤ - **The strategies and parameters of tabu search for job-shop scheduling**. *Journal of Intelligent Manufacturing*, **١٥(٤)**, ٤٣٩-٤٤٨.

٦٥- Huang W.; Huang Z.; Wang L., ٢٠٠٦ - An **Tentative Taboo Search Algorithm for Job Shop Scheduling.** *Wuhan University Journal of Natural Sciences*, **١١(٣)**, ٥٤٧-٥٥٠.

٦٦- **Grabowskil Józef**.; **Wodecki Mieczyslaw**., ٢٠٠٦ - **A Very Fast Tabu Search Algorithm for Job Shop Problem.** Sharda Ramesh.;Voß Stefan.; Rego César.; Alidaee Bahram: Metaheuristic Optimization via Memory and Evolution Tabu Search and Scatter Search, Springer, USA,١١٧-١٤٤.

٦٧- Kirkpatrick S.; Gelatt C. D.; Vecchi M. P., ١٩٨٣ - **Optimization by simulated annealing**. *Science*, **٢٢٠(٤٥٩٨)**, ٦٧١-٦٨٠.

٦٨- Laarhoven P. J. M. V.; Aarts E. H. L.; Lenstra J. K., ١٩٩٢ - **Job Shop Scheduling by Simulated Annealing.** *Operations Research*, **٤٠(١)**, ١١٣-١٢٥.

٦٩- Jain A. S.; Meeran S.,١٩٩٩ - **Deterministic job-shop scheduling: Past, present and future**. *European Journal of Operational Research*, **١١٣(٢)**, ٣٩٠-٤٣٤.

٧٠- Satake T.; Morikawa K.; Takahashi K.; Nakamura N., ١٩٩٩ - **Simulated annealing approach for minimizing the makespan of the general job-shop**. *International Journal of Production Economics*, ٦٠-٦١, ٥١٥-٥٢٢.

٧١- Bożejko W.; Pempera J.; Smutnicki C., ٢٠٠٩ - **Parallel Simulated Annealing for the Job Shop Scheduling Problem**. Proceedings of the ٩th International Conference on Computational Science: Part I, Springer, Berlin, ٦٣١-٦٤٠.

٧٢- Cruz-Chavez. M A.; Frausto-Solis J., ٢٠٠٤ - **Simulated Annealing with Restart to Job Shop Scheduling Problem Using Upper Bounds**. Proceedings of Artificial Intelligence and Soft Computing - ICAISC ٢٠٠٤ ٧th International Conference, Springer, Berlin, ٨٦٠-٨٦٥.

٧٣- **Blum Christian**.; **Roli Andrea**., ٢٠٠٨ - **Hybrid Metaheuristics: An Introductions**. Blum Christian.; Aguilera Maria JoséBlesa.; Roli Andrea.; Sampels Michael: Hybrid Metaheuristics An Emerging Approach to Optimization, Springer, Berlin, ١-٣٠.

٧٤- نجّار يحيى، حمادة أيمن، كردي محمد، ٢٠٠٩- **خوارزمية جينية بإجرائية فاك ترميز جديدة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية**. *مجلة بحوث جامعة حلب*، سلسلة العلوم الهندسية، العدد ٧٦.

٧٥- Amirthagadeswaran V. P.; Arunachalam K. S., ٢٠٠٦ - **Improved solutions for job shop scheduling problems through genetic algorithm with a different method of schedule deduction**. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **٢٨(٥-٦),** ٥٣٢-٥٤٠.

٧٦- Amirthagadeswaran V. P.; Arunachalam K. S., ٢٠٠٧ - **Enhancement of performance of Genetic Algorithm for job shop scheduling problems through inversion operator**. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **٣٢(٧-٨),** ٧٨٠-٧٨٦.

٧٧- Wu C. G.; Xing X. L.; Lee H. P.; Zhou C. G.; Liang Y. C., ٢٠٠٤ - **Genetic algorithm application on the job shop scheduling problem**. Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics, *Shanghai*, ٢١٠٢-٢١٠٦.

٧٨- نجّار يحيى، حمادة أيمن، كردي محمد،٢٠٠٩ – **تهجين خوارزمية جينية تفرّعية مع خوارزميتي البحث المُحرّم ومحاكاة التلدين لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية**. *مجلة بحوث جامعة حلب*، سلسلة العلوم الهندسية، العدد ٨٩.

٧٩- Konfrst Z., ٢٠٠٤ - **Parallel genetic algorithms: advances, computing trends, applications and perspectives**. Proceedings of the International Parallel and Distributed Processing Symposium, ١٨, ٢٣٠٣-٢٣١٠.

٨٠- Balas E.; Vazacopoulos A., ١٩٩٨ - **Guided Local Search with Shifting Bottleneck for Job Shop Scheduling**. *Management Science*, **٤٤(٢)**, ٢٦٢-٢٧٥.

٨١- Cheh K. M.; Goldberg J. B.; Askin R. G., ١٩٩١ - **A note on the effect of neighborhood structure in simulated annealing**. *Computers & Operations Research*, ١٨**(٦)**, ٥٣٧-٥٤٨.

٨٢- **Tang Jianchao**.; **Zhang Guoji**.; **Lin Binbin**.; **Zhang Bixi**., ٢٠١٠ - **A Hybrid PSO/GA Algorithm for Job Shop Scheduling Problem**. Tan Ying.; Shi Yuhui.; Tan Kay Chen: Advances in Swarm Intelligence, Springer, Berlin, ٥٦٦-٥٧٣.

٨٣- Wu Z.; Zhang L.; Wang W.; Wang K., ٢٠٠٩ - **Research on Job-Shop Scheduling Problem Based on Genetic Ant Colony Algorithms**. Proceedings of the ٢٠٠٩ International Conference on Computational Intelligence and Security, ١١٤-١١٨.

٨٤- Gao L.; Zhang G.; Zhang L.; Li X., ٢٠١١ - **An efficient memetic algorithm for solving the job shop scheduling problem**.*Computers & Industrial Engineering*, **٦٠(٤)**, ٦٩٩-٧٠٥.

٨٥- Lin T-L.; Horng S-N.; Kao T-W.; Chen Y-H.; Run R-S.; Chen R-J.; Lai J-L.; Kuo I-H.,٢٠١٠ - **An efficient job-shop scheduling algorithm based on particle swarm optimization**. *Expert Systems with Applications*, **٣٧(٣)**, ٢٦٢٩-٢٦٣٦.

٨٦- Song X.; Sun L.; Chang C., ٢٠٠٩ - **A Hybrid Particle Swarm Algorithm for Job Shop Scheduling Problems and its Convergence Analysis**. Proceedings of the ٢٠٠٩ International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence, ٩٩-١٠٣.

٨٧- Ge H-W.; Sun L.; Liang Y-C.; Qian F., ٢٠٠٨ - **An Effective PSO and AIS-Based Hybrid Intelligent Algorithm for Job-Shop Scheduling**. IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics , **٣٨ (٢)**, ٣٥٨-٣٦٨.

Abstract

Job Shop Scheduling problem, which is NP-Hard, is considered one of the most important issues in Production Management and Combinatorial Optimization Problems.

Researchers used to utilize Exact Methods to solve this kind of problems, such as Branch and Bound. These kind of solvers were capable to find optimal solutions for small size problems. However, they were unable to solve big size problems within acceptable time periods(hours, days or weeks). So, this motivated researchers to apply Approximation Methods, those methods do not guarantee the finding of optimal solutions, however there is a high probability to reach near-optimum within acceptable time periods.

At the beginning, approximation methods consisted of Heuristics Methods, like GT and Shifting Bottle-Neck algorithms. Those methods are simple and easy to formulate. Though, the results obtained are poor and not satisfactory. Then, Meta Heuristics methods are used such as the Genetic Algorithm, Tabu Search and Simulated Annealing.

Meta-Heuristic techniques suffer of a number of shortcomings like the difficulties in formulation and tuning. On the other hand, Meta-Heuristic algorithms are able to explore the search space intelligently to give better results.

Despite the achievements of meta-heuristic algorithms, the techniques did not get the required results. The unsatisfactory results were because that each algorithm has its own special weak points. So, recently, researchers have been developing hybrid algorithms by combining strong features of each algorithm to find better results.

In this work, a new hybrid algorithm is developed by combining the robust features of three different search techniques: the Genetic Algorithm , Tabu Search and Simulated Annealing.

The proposed algorithm depends on a novel idea which is the division of the population of the Genetic Algorithm to three sub-populations. These populations are evolved using different ways, and then to allow the migration of individuals among those sub-populations.

The results obtained by applying the proposed algorithm on different benchmark problems show that it is better than other algorithms. So the algorithm is effective for solving Job Shop Scheduling problem.

Syrian Arab Republic
Aleppo University
Electronics and Electrical Engineering
Faculty
Computer Engineering Department



خوارزمية ذكاء صنعي جديدة لحل مسألة

جدولة الأعمال الصناعية

A Novel Artificial Intelligence Algorithm For Job Shop Scheduling Problem

A Thesis Submitted for the PhD degree in Computer Engineering

Prepared by

Eng. Mohamed Kurdi

Supervised by

Dr. Yahya Najjar
Computer Engineering Dept.
Electronics and Electrical Engineering
Faculty Aleppo University

Co-supervisor

Dr. Ayman Hamada
Artificial Intelligence Dept.
Informatics Faculty
Aleppo University

٢٠١١

خوارزمية ذكاء صنعي جديدة لحل مسألة جدولة الأعمال الصناعية

رسالة أعدت لنيل درجة الدكتوراه في هندسة الحواسيب بكلية الهندسة الكهربائية والإلكترونية – جامعة حلب

A Novel Artificial Intelligence Algorithm for Job Shop Scheduling Problem

إعداد المهندس محمد كردي   بإشراف الدكتور يحيى نجار   المشرف المشارك الدكتور أيمن حمادة